

uc3m | Universidad **Carlos III** de Madrid

Grado en Ingeniería Electrónica Industrial y Automática
2018-2019

Trabajo Fin de Grado

Análisis de los parámetros característicos de la marcha normal y patológica

Autor: Andrea Domingo Martin

Tutor: Jorge Sánchez Casanova

Leganés, 17 de junio de 2019



Esta obra se encuentra sujeta a la licencia Creative Commons
Reconocimiento – No Comercial – Sin Obra Derivada

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, me gustaría darle las gracias a mi tutor Jorge. Gracias por todo el tiempo dedicado, por ayudarme con el trabajo desde el primer momento y por estar siempre dispuesto a resolverme cualquier duda (incluso estando enfermo).

Gracias a mis padres por ayudarme con todo lo que han podido y más. Hace ya cinco años que me fui de casa a empezar una nueva aventura en Madrid y siempre que vuelvo me recibís con los brazos abiertos. Y muchísimas gracias a mi hermana que siempre has estado para todo lo que haya podido necesitar y haberte apuntado a cualquier plan que te haya propuesto, por muy locura que fuera.

No me puedo olvidar de darle las gracias a alguien que ya se ha convertido en una parte de mí. Muchísimas gracias Aitor, por haber aparecido en mi vida y hacer que cada día sea mejor que el anterior. Gracias por haber aguantado todos mis llores y mis enfados y acabar convirtiéndolos siempre en risas.

Gracias a Aida por haberme ayudado en todo lo que has podido y por pasarte alguna noche hasta las tantas por intentar solucionar algo que no salía y gracias a Alicia por hacer de cocinera durante estos cuatro años. No me podían haber tocado unas compañeras de piso mejores.

Gracias a Sandra, por todas las risas desde el primer año de carrera, por todas las clases juntas y todas las prácticas que hemos hecho durante estos cinco años.

Y, por último, muchísimas gracias a todas las personas que han dedicado un ratito de su tiempo para ayudarme con este trabajo, por tener tanta paciencia cuando los sensores no funcionaban, y por repetir las capturas las veces que hicieran falta hasta que estuvieran bien.

RESUMEN

La memoria presente recoge un análisis realizado sobre los parámetros característicos que compone la marcha humana y la marcha humana patológica, por lo que se centrará en parámetros recogidos del tren inferior de los usuarios.

El objetivo principal de este trabajo es el análisis de los parámetros característicos de la marcha permitiéndonos diferenciarlo de la marcha patológica y facilitar de esta manera la detección de patologías, de manera más rápida y fácil, para el paciente y para el especialista.

Para ello se ha desarrollado una base de datos en la que almacenaremos todos los paseos de los usuarios (con patologías o sin ellas). La captura de paseos se realizará mediante unos sensores de captura de movimiento, y se tomarán dos tipos de muestras, la primera será un paseo normal y en la segunda se incluirá un dispositivo inmovilizador tipo alza en uno de los pies simulando el pie zambo o pie equino varo.

Por tanto, podemos definir como objetivos secundarios:

- La parametrización de los paseos en los que se simula la patología del pie equino.
- La parametrización de los paseos en los que los usuarios sufren otra patología distinta al pie equino.
- Comprobar si los parámetros capturados durante la marcha normal y la marcha patológica son detectables
- Clasificar los parámetros capturados mediante algoritmos de *Machine Learning*.

La memoria comienza con un análisis del estado del arte, en el que se explicará el concepto de la marcha humana, los tipos de técnicas de captura de movimiento que existen, una comparativa entre ellas y un análisis de los dispositivos de captura de movimiento comerciales que existen en el mercado. También se incluyen descripciones de los diferentes tipos de patologías que existen incluyendo el pie esquinado varo o pie zambo que es la patología que se va a simular. Finalmente incluye, una explicación sobre la técnica de análisis de *Machine Learning* y los diferentes tipos de algoritmos que lo componen.



Figura 1. Comparación entre el pie normal y el pie equino varo o zambo.

Después, se pasará a explicar toda la información relativa a la creación y el uso de la base de datos, los objetivos en los que se ha basado y la planificación que se ha seguido (número de visitas realizadas a los usuarios, tiempo en el que se han realizado las visitas...). Se analizará también el dispositivo seleccionado para la captura y su funcionamiento, y finalmente, se incluirá una descripción de los parámetros capturados por el dispositivo.



Figura 2. Sistema de captura de movimiento Tech MCS.

Con todos los datos capturados se procederá a realizar su procesamiento mediante dos tipos de métodos:

- El primero se basará en graficar los parámetros capturados y buscar algún patrón o rasgo con el que poder diferenciarlos y analizarlos.
- El segundo método de análisis será realizando un análisis mediante *Machine Learning*, se entrenarán los clasificadores y se escogerá aquel que mejor detecte la respuesta deseada en cada análisis.

Finalmente, se analizará todos los gráficos obtenidos y se extraerán las conclusiones. Estas conclusiones se dividirán en conclusiones aprendidas y futuras líneas de trabajo a la hora de volver a realizar un análisis de la marcha humana.

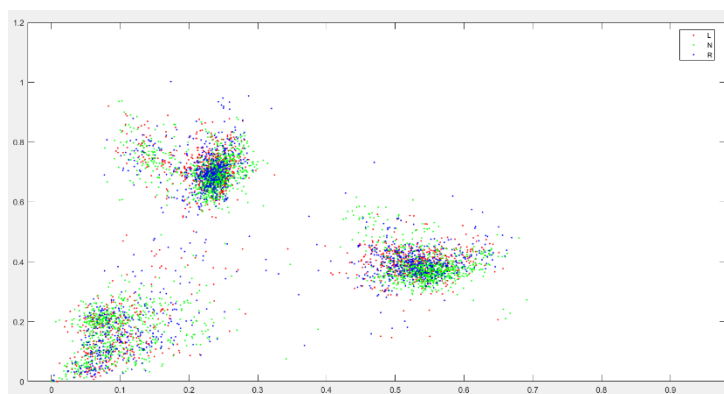


Figura 3. Resultados obtenidos graficando los parámetros de la marcha.



Figura 4. Matriz de confusión obtenida mediante *Machine Learning*.

Palabras clave: marcha, marcha humana, marcha patológica, sistema de captura de movimiento, base de datos, análisis mediante gráficos, análisis mediante *Machine Learning*.

ABSTRACT

This report contains an analysis of the characteristic parameters of human and pathological gait, and will therefore focus on parameters collected from the undercarriage of users.

The main objective of this work is the analysis of the characteristic parameters of gait allowing us to differentiate it from pathological gait and thus facilitate the detection of pathologies, in a faster and easier way, for the patient and for the specialist.

To this end, a database has been developed in which we will store all user walks (with or without pathologies). The capture of walks will be carried out by means of movement capture sensors, and two types of samples will be taken, the first will be a normal walk and the second will include an immobilising device such as a lift in one of the feet simulating the clubfoot or clubfoot.

Therefore, we can define as secondary objectives:

- The parameterization of the walks in which the pathology of the clubfoot is simulated.
- The parametrization of the walks in which the users suffer another pathology different from the equine foot.
- Check whether the parameters captured during normal gait and pathological gait are detectable.
- Classify the captured parameters using Machine Learning algorithms.

The memory begins with an analysis of the state of the art, which will explain the concept of human gait, the types of motion capture techniques that exist, a comparison between them and an analysis of the commercial motion capture devices that exist in the market. Also included are descriptions of the different types of pathologies that exist including the pie equino varo or pie zambo which is the pathology to be simulated. Finally, it includes an explanation about the Machine Learning analysis technique and the different types of algorithms that compose it.



Figure 1. Comparison between the normal foot and the clubfoot.

This will be followed by an explanation of all the information related to the creation and use of the database, the objectives on which it has been based and the planning that has been followed

(number of visits made to users, time in which visits have been made, etc.). It will also analyze the device selected for the capture and its operation, and finally, it will include a description of the parameters captured by the device



Figure 2. Tech MCS motion capture system.

All the captured data will be processed using two types of methods.

- The first is based on graphing the captured parameters and looking for some pattern or feature with which to differentiate and analyze them.
- The second method of analysis will be to carry out an analysis using Machine Learning, the classifiers will be trained and the one that best detects the desired response in each analysis will be chosen.

Finally, all the graphs obtained will be analysed and the conclusions will be extracted. These conclusions will be divided into learnt conclusions and future lines of work when it comes to carrying out an analysis of human progress again.

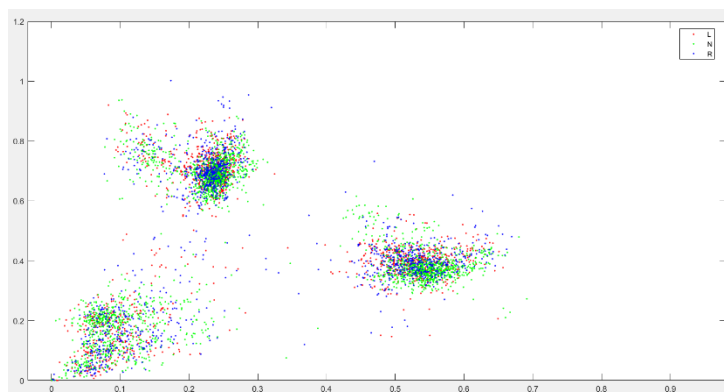


Figure 3. Results obtained by graphing the gait parameters.

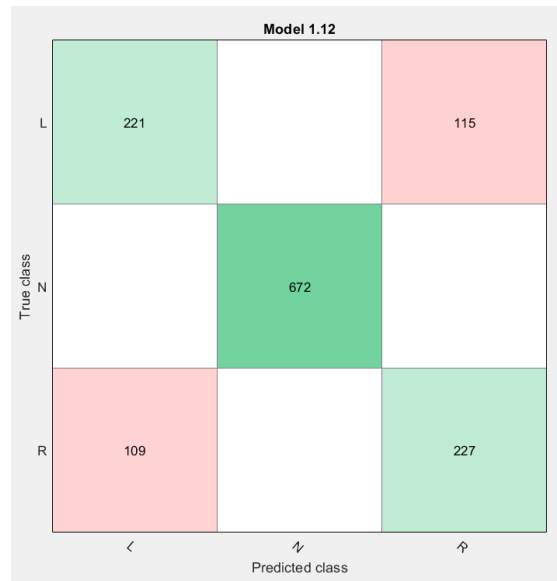


Figure 4. Confusion matrix obtained by Machine Learning.

Keywords: gait, human gait, pathological gait, motion capture system, database, graphical analysis, Machine Learning analysis.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

AGRADECIMIENTOS	3
RESUMEN	5
ABSTRACT	8
ÍNDICE DE CONTENIDOS	11
ÍNDICE DE FIGURAS	14
ÍNDICE DE TABLAS	17
LISTA DE ACRÓNIMOS	18
1. INTRODUCCIÓN	19
1.1 MOTIVACIÓN	19
1.2 MARCO SOCIO-ECONÓMICO	19
1.3 MARCO REGULADOR	20
1.4 OBJETIVO	20
1.5 ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO	20
2. ANÁLISIS DEL ESTADO DEL ARTE	22
2.1 LA MARCHA HUMANA	22
2.1.1 EL CICLO	22
2.1.2 FASES Y EVENTOS DE LA MARCHA HUMANA	23
2.1.3 PARÁMETROS DE INTERÉS EN LA MARCHA HUMANA	24
2.1.4 TÉCNICAS DE ANÁLISIS SEMI SUBJETIVAS	26
2.1.5 TÉCNICAS DE ANÁLISIS OBJETIVAS	28
2.1.6 SISTEMAS ED ANÁLISIS DE MARCHA COMERCIALES Y LABORATORIOS ...	34
2.1.7 COMPARACIÓN DE LAS DIFERENTES TECNOLOGÍAS	35
2.1.8 CLASIFICACIÓN DE LOS SISTEMAS DE ANÁLISIS SEGÚN EL OBJETO DE ESTUDIO	38
2.2 PATOLOGÍAS EN LOS PIES QUE AFECTAN A LA MARCHA HUMANA	42
2.2.1 PIE EQUINO VARO O PIE ZAMBO	42
2.2.2 PIE PLANO	43
2.2.3 PIE CAVO	43
2.3 MACHINE LEARNING	43
2.3.1 MÉTODOS DE ANÁLISIS MEDIANTE MACHINE LEARNING	45
2.3.2 MACHINE LEARNING APLICADO AL ANÁLISIS DE LA MARCHA	46
2.4 CONCLUSIONES Y SISTEMA DE ANALISIS SELECCIONADO PARA LA EVALUACIÓN ...	48

3. BASE DE DATOS	49
3.1 OBJETIVOS Y PLANTEAMIENTO	49
3.2 DISPOSITIVO UTILIZADO PARA LA CAPTURA	49
3.2.1 EQUIPAMIENTO Y COLOCACIÓN	50
3.2.2 TIPOS DE DATOS CAPTURADOS	52
3.2.3 PROCEDIMIENTO PARA REALIZAR LA CAPTURA DE LOS PASEOS	53
3.3 EQUIPAMIENTO UTILIZADO PARA SIMULAR EL PIE EQUINO VARO	54
3.4 PLANIFICACIÓN DE LA BASE DE DATOS	55
3.4.1 PLANIFICACIÓN DE LAS VISITAS	55
3.4.2 ESCENARIOS Y USUARIOS	56
3.4.3 DATOS SOLICITADOS AL USUARIO Y ALMACENAMIENTO	57
3.5 PARÁMETROS QUE SE OBTIENEN PARA EL ANALISIS DE LA MARCHA	58
4. PROCESAMIENTO DE LOS DATOS	60
4.1 PROCESAMIENTO DE LOS DATOS	60
4.2 PROCESAMIENTO DE LOS DATOS UTILIZANDO MACHINE LEARNING	65
5. RESULTADOS	66
5.1 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	66
5.1.1 ANÁLISIS DE features.mat	66
5.1.2 ANÁLISIS DE Cadera.mat, Rodilla.mat y Tobillo.mat	68
5.1.3 ANÁLISIS DE Cadera_Der.mat, Cadera_Izq.mat, Rodilla_Der.mat, Rodilla_Izq.mat, Tobillo_Der.mat y Tobillo_Izq.mat	72
5.1.4 ANÁLISIS EN FUNCIÓN DE OTRO TIPO DE FACTORES	75
5.2 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS UTILIZANDO MACHINE LEARNING	81
6. CONCLUSIONES	84
6.1 LÍNEAS FUTURAS	84
7. BIBLIOGRAFÍA	85

8. ANEXOS	88
8.1 PLANIFICACIÓN	88
8.2 PRESUPUESTO	90

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ciclo de la marcha (GC).	23
Figura 2. Divisiones del ciclo de la marcha.	23
Figura 3. Fases del ciclo de la marcha.	24
Figura 4. Diferentes tecnologías utilizadas en el procesado de imagen.	28
Figura 5. Ejemplo de sensores de suelo reproducidos por la Universidad de Southampto.	29
Figura 6. Ejemplo de una plataforma de fuerza AMTI que muestra las tres componentes de las fuerzas y las tres componentes de los momentos a lo largo de los tres ejes.	30
Figura 7. Sensor de presión piezorresistivo FlexiForce.	31
Figura 8. Plantilla instrumentada: (a) sensor de inercia, Bluetooth, microcontrolador y módulo de batería; (b) bobina para recarga inductiva; y (c) sensores de presión.	32
Figura 9. Goniómetro basado en medidores de deformación.	32
Figura 10. Electrodo de superficie.	33
Figura 11. Electrodo de aguja.	33
Figura 12. Ejemplo de sistema NWS en laboratorio. (1) videocámaras infrarrojas; (2) sensor de inercia; (3) pasarela de medición de GRF; (4) EMG inalámbrica; (5) estación de trabajo; (6) sistema de grabación de video; (7) pantalla de televisión; (8) estación de control.	34
Figura 13. Sistema de WS comercial basado en sensores inerciales: Xsens MVN.	34
Figura 14. Sistema de WS basado en (a) sensores inerciales y (b) placas de fuerza ponibles de Tec Gihan Co.	35
Figura 15. Comparación entre el pie normal y el pie equino varo	42
Figura 16. Férulas de abducción para la corrección del pie equino.	42
Figura 17. Comparación entre el arco normal del pie y el arco del pie plano.	42
Figura 18. Comparación entre el arco normal del pie y el arco del pie cavo.	43
Figura 19. Visualización de un archivo c3d usando b-tk del estudio [1].	47
Figura 20. Sistema de captura de movimiento Tech MCS.	50
Figuras 21 y 22. Sensores inerciales Tech IMU del sistema Tech MCS.	51
Figura 23. Eje y posición de los sensores.	51
Figura 24. Colocación de los sensores en el usuario.	52
Figura 25. Configuración de los sensores Tech IMU.	53
Figura 26. Modos del dispositivo Tech HUB.	54
Figura 27. Dispositivo inmovilizador tipo alza.	54

Figura 28. Número de usuarios que participaron en cada visita.	55
Figura 29. Número de usuarios que han participado en la base de datos con y sin patologías. ..	57
Figura 30. Tabla <i>features.mat</i>	60
Figura 31. Función empleado para la eliminación de espurios.	60
Figura 32. Función empleada para la clasificación entre articulaciones.	61
Figura 33. Función empleada para la clasificación entre articulaciones y lado de las articulaciones.	62
Figura 34. Función empleada para la obtención de los datos que presentan cojera en alguno de los dos pies.	63
Figura 35. Función empleado para la clasificación de los parámetros por edad y peso.	63
Figura 36. Porcentaje de usuarios por edad.	64
Figura 37. Porcentaje de usuarios por peso.	64
Figura 38. Aplicación Classification Learner de Matlab.	65
Figura 39. Clasificación por niveles de los datos obtenidos.	66
Figura 40. <i>Features.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Z - Frecuencia en el eje Z.	67
Figura 41. <i>Features.mat</i> . Tamaño de pulso positivo en el eje Z - Tamaño de pulso negativo en el eje Z.	67
Figura 42. <i>Features.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	68
Figura 43. <i>Cadera.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de balanceo en el eje X.	69
Figura 44. <i>Cadera.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de apoyo en el eje Z.	69
Figura 45. <i>Rodilla.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de balanceo en el eje X.	70
Figura 46. <i>Rodilla.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de apoyo en el eje Z.	70
Figura 47. <i>Tobillo.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	71
Figura 48. <i>Tobillo.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje Z.	71
Figura 49. <i>Cadera_Der.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de balanceo en el eje X.	72
Figura 50. <i>Cadera_Izq.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de balanceo en el eje X.	73
Figura 51. <i>Rodilla_Der.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de balanceo en el eje X.	73

Figura 52. <i>Rodilla_Izq.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de balanceo en el eje X.	74
Figura 53. <i>Tobillo_Der.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	74
Figura 54. <i>Tobillo_Izq.mat</i> . Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	75
Figura 55. <i>Cadera.mat</i> . Tamaño de pulso positivo en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje Z.	76
Figura 56. <i>Rodilla.mat</i> . Pendiente de subida en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje X.	76
Figura 57. <i>Tobillo.mat</i> . Ángulo mínimo en el eje Y – Tamaño de pulso negativo en el eje Y.	77
Figura 58. <i>Cadera.mat</i> . Ángulo máximo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	78
Figura 59. <i>Rodilla.mat</i> . Ángulo máximo en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje Y.	78
Figura 60. <i>Tobillo.mat</i> . Ángulo máximo en el eje Z – Pendiente de subida en el eje Z.	79
Figura 61. <i>Cadera.mat</i> . Frecuencia en el eje Z – Pendiente de subida en el eje X.	80
Figura 62. <i>Rodilla.mat</i> . Frecuencia en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	80
Figura 63. <i>Tobillo.mat</i> . Frecuencia en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.	81
Figuras 64 y 65. Matriz de confusión y árbol de decisión para los datos de <i>Cadera.mat</i> en función de Limp.	82
Figura 66. Matriz de confusión para los datos de <i>Cadera.mat</i> en función de LimpSide.	82
Figura 67. Matriz de confusión para los datos de <i>Cadera.mat</i> en función de Género.	83

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Parámetros de la marcha y sus aplicaciones.	25
Tabla 2. Características de los diferentes métodos de medición.	36
Tabla 3. Comparación entre NWS Y WS.	39
Tabla 4. Clasificación de los sistemas de análisis de la marcha existentes.	40
Tabla 5. Comparativa de los dos escenarios.	56
Tabla 6. Parámetros utilizados en la base de datos.	59
Tabla 7. Cálculo de horas empleadas en la realización de este Trabajo de Fin de Grado.	88
Tabla 8. Diagrama de Gantt de la planificación del Trabajo de Fin de Grado.	89
Tabla 9. Coste total del material y los equipos empleados en el Trabajo Fin de Grado.	90
Tabla 10. Coste total del personal que ha participado en el Trabajo de Fin de Grado.	90

LISTA DE ACRÓNIMOS

GUTI	Grupo Universitario de Tecnologías de la Identificación
GC	Gait Cycle
EMG	Electromiografía
WS	Sensores portátiles
NWS	Sensores no portátiles
MSFC	Multiple Sclerosis Funtional Composite
ToF	Time of Flight
GRF	Fuerzas de reacción del suelo
NND	Enfermedades neurológicas y neuromusculares
JIA	Artritis idiopática juvenil

1 INTRODUCCIÓN

1.1 MOTIVACIÓN

El análisis del movimiento humano es uno de los principales temas de investigación actualmente. Su importancia reside en que sus resultados son aplicables en una gran cantidad de campos de investigación. El principal es el ámbito médico, pero también en campos como el deporte de alto rendimiento, el de seguridad (para la identificación de personas) o el de multimedia, está ganando importancia.

Realizar el estudio de la marcha humana es posible gracias a los grandes avances tecnológicos que se han producido en el ámbito de la captura de movimiento. Esta evolución ha dado lugar a nuevas técnicas y dispositivos que permiten una evaluación objetiva de los diferentes parámetros de los que se compone la marcha, permitiendo obtener mejor calidad de las medidas tomadas y ayudando a los especialistas a diagnosticar mejor a los pacientes. De esta forma el margen de error se reduce de manera considerable.

Dentro del ámbito médico estudiar los parámetros de la marcha humana resulta muy útil para la detección de patologías que puedan sufrir los pacientes. Cambios o modificaciones en la marcha pueden aportar información clave sobre la calidad de vida del paciente y las enfermedades que puede estar padeciendo. Encontramos cuatro grupos de enfermedades que pueden detectarse realizando un estudio del movimiento humano:

- Enfermedades de carácter neurológico (Parkinson o Esclerosis múltiple).
- Enfermedades de carácter sistémico en los que la marcha está claramente afectada (cardiopatías).
- Alteraciones en la marcha debida a secuelas de un accidente cardiovascular.
- Enfermedades relacionadas con el envejecimiento [2].

Obtener los parámetros de la marcha, su monitoreo y posterior evacuación a lo largo del tiempo permite poder detectar, diagnosticar y tratar las enfermedades que el paciente pueda padecer. Sin embargo, obtener resultados fiables a veces puede resultar tedioso tanto como para el paciente como para el especialista.

Por ello, la motivación principal de este trabajo es, mediante la creación de una basa de datos, almacenar y analizar los parámetros característicos de la marcha humana para facilitar la detección de pacientes que sufran alguna patología y poder realizar su posterior diagnóstico.

1.2 MARCO SOCIO ECONOMICO

En los últimos años el campo de la medicina ha tenido grandes avances. Sin embargo, en el ámbito de la biomecánica la evolución de las tecnologías llega de manera más paulatina. La detección de enfermedades de carácter neurológico antes de que el paciente presente problemas graves resulta compleja y difícil y en muchas ocasiones el paciente ha ignorado los primeros síntomas de estas enfermedades.

Por ello, el análisis de los parámetros de la marcha y su posterior procesado puede ser de gran ayuda a la hora de detectar enfermedades de carácter neurológico, cardiopatías o secuelas de un accidente cardiovascular.

1.3 MARCO REGUALDOR

Para poder analizar los parámetros característicos de la marcha humana se ha necesitado realizar una base de datos en la que se almacenaran todos los datos recogidos durante la captura de la marcha de los usuarios.

Todos los datos personales recogidos y tratados en este análisis se encuentran bajo el REGLAMENTO (UE) 2016/679 DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO de 27 de abril de 2016 relativo a la protección de las personas físicas en lo que respecta al tratamiento de datos personales y a la libre circulación de estos datos y por el que se deroga la Directiva 95/46/CE (Reglamento general de protección de datos) [3]. Este nuevo reglamento implantado en 2016 tiene como finalidad dar protección y hacer frente a los riesgos que puede suponer la adquisición y el tratamiento de datos personales en los derechos de los usuarios. Todos los datos personales empleados durante este análisis han sido utilizados con fines únicamente académicos y todas las usuarias que han participado en la base de datos han sido debidamente informadas con anterioridad a la realización de la captura.

1.4 OBJETIVO

El objetivo principal de este trabajo es el análisis de los parámetros característicos de la marcha permitiéndonos diferenciarlo de la marcha patológica y facilitar de esta manera la detección de patologías, de manera más rápida y fácil, para el paciente y para el especialista.

Para ello se ha desarrollado una base de datos en la que almacenaremos todos los paseos de los usuarios (con patologías o sin ellas). La captura de paseos se realizará mediante unos sensores de captura de movimiento, y se tomarán dos tipos de muestras, la primera será un paseo normal y en la segunda se incluirá un dispositivo inmovilizador tipo alza en uno de los pies simulando el pie zambo o pie equino varo.

Por tanto, podemos definir como objetivos secundarios:

- La parametrización de los paseos en los que se simula la patología del pie equino.
- La parametrización de los paseos en los que los usuarios sufren otra patología distinta al pie equino.
- Comprobar si los parámetros capturados durante la marcha normal y la marcha patológica son detectables
- Clasificar los parámetros capturados mediante algoritmos de *Machine Learning*.

1.5 ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO

El siguiente trabajo se ha organizado en un total ocho capítulos, los seis primeros se componen del contenido principal del trabajo, el séptimo capítulo incluye la bibliografía utilizada para su desarrollo y el último capítulo recoge los dos anexos del trabajo. A continuación, se realizará un breve resumen de cada uno de ellos.

El **capítulo 1** se trata de la introducción del trabajo, muestra los principales motivos que han llevado a la realización de este proyecto, el cual forma parte de un estudio que está realizando la asociación GUTI [4]. Además, incluye el entorno socio-económico en el que se encuentra el trabajo y el marco regulador. Finalmente se exponen los principales motivos que se pretenden alcanzar con este proyecto.

En el **capítulo 2** incluye un análisis completo del estado del arte. En él se explica la marcha humana, las técnicas de análisis que se utilizan y una comparación de los sistemas que se utilizan para evaluar sus diferentes parámetros. Además, al utilizarse Machine Learning para este proyecto se expone una breve explicación sobre los principales métodos utilizados.

El **capítulo 3** toda la información relativa a la base de datos. Los objetivos en los que se ha basado y la planificación que se ha seguido para obtener los datos de los usuarios. También ofrece una descripción del dispositivo utilizado para la captura y el procedimiento que se ha seguido para la obtención de los parámetros, así como una descripción de todos ellos.

En el **capítulo 4** se explica todo lo relativo al procesamiento de los parámetros mediante el programa Matlab [5]. También se incluye una descripción de las funciones utilizadas y una explicación sobre cómo se han procesado los datos mediante Machine Learning.

El **capítulo 5** incluye todo el análisis de los resultados obtenidos, los analiza mediante gráficas y mediante matrices de confusión en el caso del análisis mediante Machine Learning.

El **capítulo 6** incluye las principales conclusiones sacadas a partir de la realización de este proyecto y un análisis de las líneas futuras que se podrían seguir a partir de él.

Finalmente, en el **capítulo 7** está incluida toda la bibliografía utilizada para este proyecto. Y el **capítulo 8** recoge los anexos de planificación del proyecto y el presupuesto de todos los recursos empleados.

2 ANÁLISIS DEL ESTADO DEL ARTE

2.1 LA MARCHA HUMANA

En el mecanismo de la marcha normal encontramos dos posiciones diferenciadas. Una posición estática, en la que uno de los pies se encuentra apoyado en el suelo, y una posición dinámica, en la que el otro pie se encuentra avanzado y en el aire. Cuando un pie se encuentra apoyado el otro se encuentra despegado, y viceversa, combinando el movimiento de los dos pies se produce la marcha humana.

El peso del cuerpo se va alternando conforme el centro de gravedad se desplaza, situándose en el pie que en ese momento se encuentre en la posición estática. Una extremidad pasa a ser estática en el momento que el talón se apoya en el suelo y el apoyo se va desplazando de manera progresiva por el borde interno del pie hasta llegar al dedo gordo (último apoyo antes de que el pie se vuelva a despegar del suelo). Una vez que se produce el despegue, el pie pasa a posición dinámica y va avanzando hacia delante para volver acabar el ciclo apoyándose en el suelo con el talón.

Si lo aplicamos a la marcha podemos dividir al cuerpo humano en dos unidades funcionales:

- Unidad locomotora: Esta unidad es la encargada de llevar hacia delante el resto de las estructuras que forman el cuerpo humano. Está formada por la pelvis y las extremidades inferiores.
- Unidad pasajero: Esta unidad es “llevada” por la unidad locomotora. Su peso se corresponde al 70% del total del peso corporal, por eso es un condicionante importante para la marcha humana. Está formada por las extremidades superiores, el tronco y la cabeza.

Ambas unidades se complementan para mover rítmicamente y de forma alternada al sujeto hacia delante. Durante la marcha absorbe las fuerzas de reacción de suelo mientras se mantiene estable, conservan la energía y controlan la transferencia del peso. [6]

2.1.1 EL CICLO

Se puede definir el ciclo de la marcha humana (GC) como el choque del talón de un pie hasta el nuevo choque del talón de ese mismo pie. Se compone de dos pasos, un paso derecho y un paso izquierdo.

Podemos definir un paso como el intervalo de tiempo o distancia, que se delimita por el choque talón de un pie y el choque de talón del pie contralateral, un ejemplo de esto se puede ver en la figura 1).

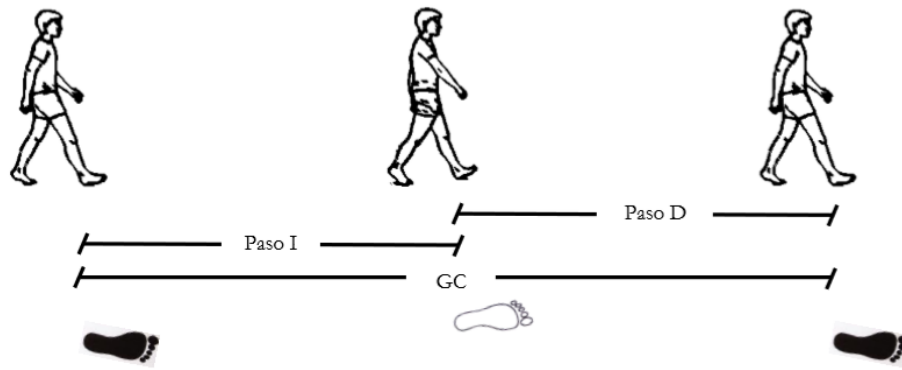


Figura 1. Ciclo de la marcha (GC).

Para analizar un GC se toma de referencia únicamente una de las dos extremidades inferiores [6].

2.1.2 FASES Y EVENTOS DE LA MARCHA HUMANA

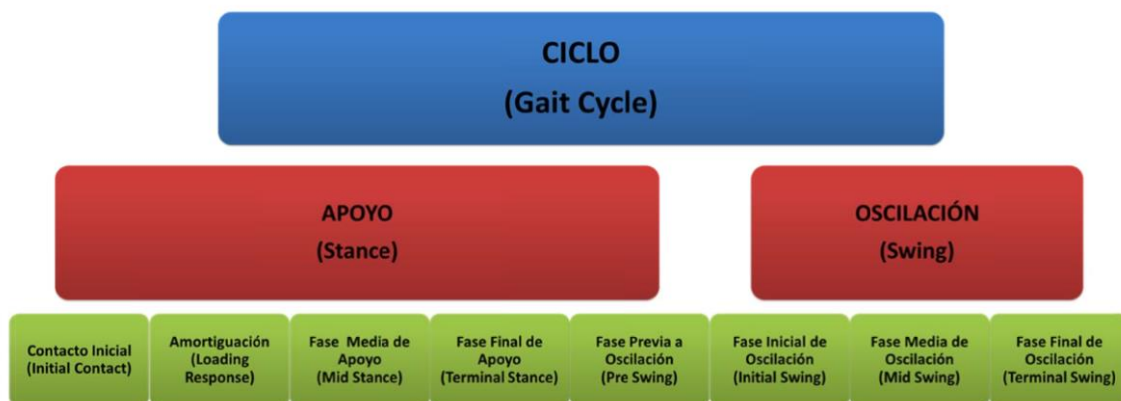


Figura 2. Divisiones del ciclo de la marcha.

Podemos descomponer el mecanismo de la marcha humana en dos fases diferenciadas:

- **Fase de apoyo (*stance*):** La fase de apoyo se define como el intervalo de tiempo en el que el pie se encuentra en contacto con el suelo y ocupa el 60% del ciclo total. Esta fase comienza con el instante de contacto inicial, es decir, el contacto del talón y termina cuando el talón vuelva a contactar con el suelo. La fase de apoyo la podemos subdividir en fase media de apoyo (*mid stance*), fase terminal de apoyo (*terminal stance*) y fase previa a la oscilación (*pre swing*).
 - La fase media de apoyo es el periodo en el que el cuerpo progresa sobre un apoyo estable y ocurre entre el 10% y 30% del ciclo total de la marcha.
 - La fase terminal de apoyo comienza con la elevación del talón y termina cuando el talón contralateral contacta con el suelo. En esta fase el peso corporal cambiará hacia la pierna de apoyo, y abarca desde el 30% al 50% del ciclo.
 - La fase previa a la oscilación comienza a partir del 50% del ciclo de la marcha y acaba con el despegue del pie que se encontraba apoyado. Durante esta fase el talón progresará desde una posición de extensión a una posición de flexión. En esta última fase la extremidad se prepara para la fase de oscilación. [7] [8]

- **Fase de oscilación (*swing*):** La fase de oscilación se inicia con el despegue del pie que se encontraba previamente apoyado y ocupa el 40% del ciclo total. Esta fase se puede subdividir también en otras tres fases.
 - La fase inicial de oscilación (*initial swing*) es el periodo en el que la extremidad avanza y el pie se libera. Comienza con el despegue del pie y termina cuando la pierna en oscilación llega a la altura de la pierna que está en apoyo. Abarca desde el 60% al 73% del ciclo de la marcha.
 - La fase de media oscilación (*mid swing*) abarca del 73% al 87%. En esta fase la extremidad avanza hacia delante y la tibia se sitúa de vertical y perpendicular al plano del suelo.
 - La fase final de oscilación (*terminal swing*) es la última fase del ciclo de la marcha. En ella se produce la deceleración y la extremidad se prepara para el contacto del talón con el suelo. [7] [8]

Aunque en estas dos fases se habla de una extremidad, también se aplican a la otra extremidad que estará medio ciclo detrás o delante en la marcha humana normal.

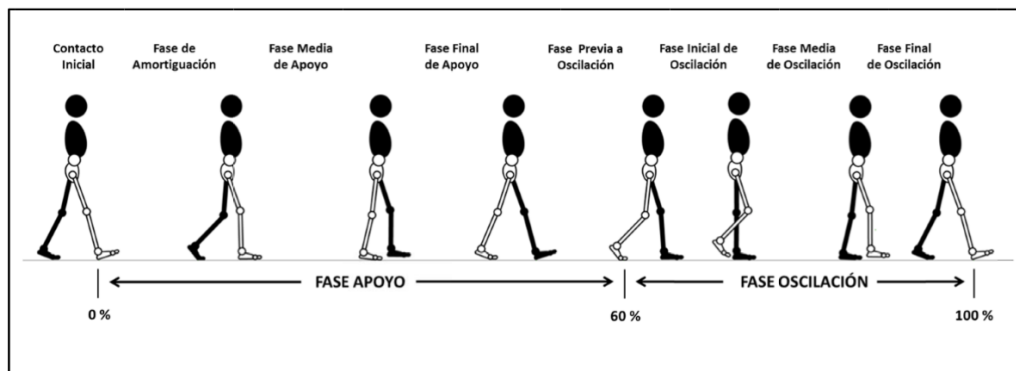


Figura 3. Fases del ciclo de la marcha.

2.1.3 PARÁMETROS DE INTERES EN LA MARCHA HUMANA

Existen muchos parámetros de interés la hora de estudiar la marcha humana. Dependiendo del campo de estudio, los parámetros de interés serán unos u otros.

Por ejemplo, en el ámbito deportivo nos centraremos en las fuerzas ejercidas en cada músculo a través de una electromiografía (EMG) [9]. En el ámbito de la seguridad se estudian parámetros con los que se puedan identificar a las personas según los movimientos del sujeto entre las diferentes partes del cuerpo o por una caracterización de su silueta [10]. Por último, si nos centramos en el campo de la medicina, vemos que los trastornos de la marcha son problemas clave en enfermedades como el Parkinson, la esclerosis múltiple y la esclerosis lateral amiotrófica, ya que afectan a una gran cantidad de la población mundial. También encontramos enfermedades como mielopatías, amiotrofia espinal, ataxia cerebelosa, tumores cerebrales, traumatismos craneoencefálicos, enfermedades neuromusculares (miopatías), patologías cerebrovasculares, ciertos tipos de demencia, cardiopatías o envejecimiento fisiológico, en las que el estudio de la marcha humana puede ser interesante [11]. Entre los principales síntomas relacionados con estas enfermedades encontramos mal equilibrio, un ritmo significativamente más lento de la marcha [12] o enfermedades que derivan de estas como la osteoporosis [13].

En la tabla que encontramos a continuación encontramos una lista de los parámetros característicos de la marcha y sus aplicaciones: [14]

Tabla 1. Parámetros de la marcha y sus aplicaciones.

Parámetros de la marcha	Aplicaciones		
	Clínicas	Deportivas	Reconocimiento
Velocidad de zancada	X	X	X
Longitud del paso	X	X	X
Longitud de zancada	X	X	X
Cadencia	X	X	X
Ancho del paso	X	X	X
Ángulo del paso	X	X	X
Tiempo del paso	X		
Tiempo de oscilación	X		
Distancia recorrida	X	X	
Autonomía de la marcha	X		
Duración de la parada	X		
Existencia de temblores	X		
Fases de la marcha	X	X	X
Orientación del segmento del cuerpo	X	X	
Ángulos articulares	X	X	
Fuerza muscular	X	X	
Impulso	X	X	
Postura del cuerpo (inclinación, simetría)	X	X	X
Monitoreo a largo plazo de la marcha	X	X	

Un conocimiento confiable y preciso de las características de la marcha en un momento concreto y con el paso del tiempo, nos permitirá hacer un diagnóstico temprano de las enfermedades y sus posibles complicaciones, y de este modo permitirá al personal médico encontrar el tratamiento más adecuado para cada tipo de patología. Un ejemplo puede ser la velocidad de la marcha, ya que se trata de una prueba simple y efectiva que nos permite identificar subgrupos de pacientes que están en un mayor riesgo de morbilidad grave o muerte después de una cirugía cardíaca [15].

También podemos encontrar otros proyectos de investigación como sMartxa-basic, que se encargan de estudiar los hábitos relacionados con la marcha de las personas mayores en áreas rurales. Esto se realiza monitoreando y analizando a largo plazo las rutas que recorren, el terreno desigual, o las distancias que han recorrido. Por otro lado, encontramos muchas enfermedades relacionadas con la edad y neurodegenerativas, como el Parkinson, que, vinculadas a otros parámetros, permiten diagnosticar y conocer la evolución del paciente. Los síntomas más comunes son las alteraciones del equilibrio y caídas, temblores y cambios en los movimientos de rutina, o agitaciones. [14]

Para evaluar la salud de los pacientes los especialistas utilizan diversos métodos que miden los parámetros más representativos de la marcha humana. Los más destacables son: [14]

- Velocidad
- Longitud del paso corta (distancia lineal entre dos posiciones sucesivas del mismo pie)
- Longitud del paso larga (distancia lineal entre las colocaciones de ambos pies)

- Ritmo o cadencia (número de pasos por unidad de tiempo)
- Ancho de paso (distancia lineal entre dos puntos equivalentes de ambos pies)
- Ángulo de paso (dirección de pie durante el paso)
- Tiempo de paso corto (tiempo entre dos posiciones sucesivas del mismo pie)
- Tiempo de oscilación de cada pie (tiempo desde el momento en el que el pie se levanta del suelo hasta que vuelve a tocarlo)
- Tiempo de apoyo (tiempo desde el momento en el que el talón se sitúa en el suelo hasta que se levantan los dedos del pie)
- Distancias recorridas
- Autonomía de la marcha (tiempo máximo que una persona puede caminar, teniendo en cuenta el número y la duración de las paradas)
- Duración de las paradas
- Existencia de temblores al caminar
- Caídas
- Terreno desigual
- Fases de la marcha
- Dirección de los diferentes segmentos de las piernas
- Reacción de las fuerzas en el suelo
- Ángulos de las diferentes articulaciones (tobillo, rodilla, cadera)
- Actividad eléctrica producida por los músculos (EMG)
- Momentos y fuerzas
- Postura corporal
- Capacidad de mantener la marcha durante un periodo largo de tiempo

Estos parámetros pueden medirse mediante dos técnicas principales:

- 1- Técnicas de análisis semi subjetivas
- 2- Técnicas de análisis objetivo

2.1.4 TÉCNICAS DE ANÁLISIS SEMI SUBJETIVAS

La mayoría de las técnicas de análisis semi subjetivo consisten en realizar análisis en condiciones clínicas por un especialista. Mientras el usuario camina en un circuito previamente fijado se evalúan y observan los diferentes parámetros relacionados con la marcha del paciente. Las técnicas de análisis semi subjetivas más comunes son:

2.1.4.1 PASEO PROGRAMADO DE 25 PASOS (T25-FW)

Este método es la primera parte del Multiple Sclerosis Functional Composite (MSFC), un instrumento de evaluación cuantitativa estandarizado que se compone de tres partes y se utiliza principalmente en pruebas de esclerosis múltiple [16]. En esta prueba el especialista mide el tiempo que tarda el sujeto en caminar una distancia de 7,5 metros en línea recta.

2.1.4.2 SCLEROSIS MULTIPLE WALKING SCALE (MSWS-12)

En esta escala se evalúan 12 parámetros que describen el impacto de la esclerosis múltiple en la marcha de los pacientes [17]. Sin embargo, esta prueba se adaptó para convertirse en un método genérico llamado Walk-12, esto se debe a que a las habilidades motoras se ven afectadas por otras habilidades motoras [18].

2.1.4.3 TINETTI PERFORMANCE-ORIENTED MOVILITY ASSESSMENT (POMA)

Para este método se requiere que el paciente camine hacia delante durante al menos 3 m, gire 180° y luego vuelva rápidamente hacia la silla. Si los pacientes requieren de ayuda adicional (bastón o andador) deberán utilizarlo para este test [19]. En un estudio realizado recientemente, Tinetti presentó una escala reducida que constaba de siete parámetros diferenciados en dos niveles (normal o anormal) que reflejan el riesgo de caídas. Existe una versión completa de la prueba en la que se utilizan trece parámetros que se diferencian en tres niveles, además, para el estudio de la marcha de las personas mayores en situaciones cotidianas se han añadido nueve parámetros extras. Sin embargo, para la realización de esta prueba se requiere mucho tiempo y una participación activa por parte de los sujetos.

2.1.4.4 TIMED GET UP AND GO (TUG)

Se trata de una prueba cronometrada en la que se requiere que los pacientes, que inicialmente se encuentran en posición sentada, se levanten y caminen una distancia corta. Cuando la recorran entera se den la vuelta a la silla y se sienten de nuevo [20].

2.1.4.5 GAIT ABNORMALITY RATING SCALE (GARS)

Se trata de un análisis de la marcha humana basado en 16 características de esta. Este test incluye varios tipos de categorías, cinco categorías principales, siete categorías para el tronco, los miembros superiores y la cabeza y cuatro categorías para los miembros inferiores [21].

2.1.4.6 EXTRA-LABORATORY GAIT ASSESSMENT METHOD (ELGAM)

Este método se utiliza para evaluar la marcha del sujeto dentro del hogar o la comunidad [22]. Dentro de este método se utilizan varios parámetros principales como la velocidad, la longitud de paso, la capacidad para girar la cabeza mientras se camina, el equilibrio estático y el estilo de la marcha inicial. Se han seleccionado estos parámetros ya que son los principales indicadores de la marcha inestable (velocidades menores a 0.5 m/s, dificultad para girar la cabeza, pasos cortos, o la falta de equilibrio).

2.1.5 TÉCNICAS DE ANÁLISIS OBJETIVAS

Por otro lado, encontramos las técnicas de análisis de la marcha objetivas, para estas técnicas se utilizan distintos tipos de dispositivos que se encargan de capturar y medir la información procedente de los diferentes parámetros de la marcha. Podemos dividir las técnicas de análisis objetivas en tres tipos:

- Métodos basados en procesamiento de imágenes (IP)
- Métodos basados en sensores de suelo (FS)
- Métodos basados en sensores portátiles, ubicados en el cuerpo del usuario (WS)

Las dos primeras se tratan de técnicas de análisis de la marcha no portátiles, y en la tercera está basada en sensores portátiles.

2.1.5.1 PROCESAMIENTO DE IMAGEN (IP)

Los métodos basados en procesamiento de imagen se componen de varias cámaras analógicas o digitales que se encargan de capturar y recopilar la información relacionada con la marcha de un sujeto. Se utilizan varios tipos de técnicas para medir las variables que caracterizan la marcha como el filtrado de umbrales para convertir imágenes en blanco y negro, la segmentación de fondo que se encarga de eliminar el fondo de una imagen o el recuento de píxeles que nos permite calcular el número de píxeles oscuros o claros.

Dentro del procesamiento de imagen existe una técnica llamada imagen de rango, que permite medir la profundidad de la imagen tomada, se obtiene a partir de un mapa de distancias desde un mismo punto de vista [23].

Para este método existen varias tecnologías principales como el escáner de alcance láser, que se puede ver en la figura 4, la visión estereoscópica (triangulación de la cámara) y los métodos de tiempo de vuelo (TOF), o métodos secundarios como la termografía infrarroja (IRT) y la luz estructurada.

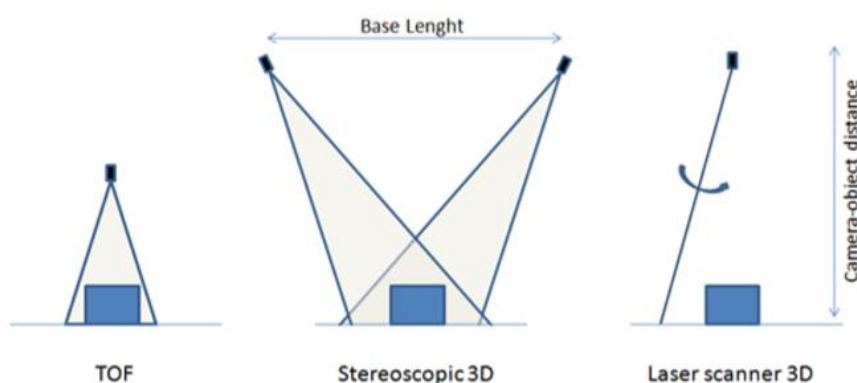


Figura 4. Diferentes tecnologías utilizadas en el procesado de imagen.

2.1.5.2 SENSORES DE SUELO (FS)

Este tipo de sensores se sitúan a lo largo del suelo en unas plataformas llamadas plataformas de fuerza o pasarelas instrumentadas. En estas plataformas se mide la marcha mediante sensores de presión o fuerza y transductores de momento que se activan cuando el usuario camina sobre ellos. Dentro de los sensores de piso existen dos tipos:

- Plataformas de fuerza
- Sistemas de medición de presión

Ambos sistemas cuantifican el centro de presión, pero las plataformas de fuerza no miden directamente el vector de fuerza aplicado. Los sistemas de medición de presión se utilizan principalmente para cuantificar los patrones de presión en un pie a lo largo del tiempo, pero no pueden cuantificar las cortantes de las fuerzas aplicadas o las componentes horizontales [24].

En la figura 5 se muestran un ejemplo de sensores de suelo en la imagen de la derecha. En la imagen a) vemos como reconocen los pasos los sensores, en la b) el tiempo transcurrido en cada posición y en la c) los perfiles del impacto del talón y la punta.

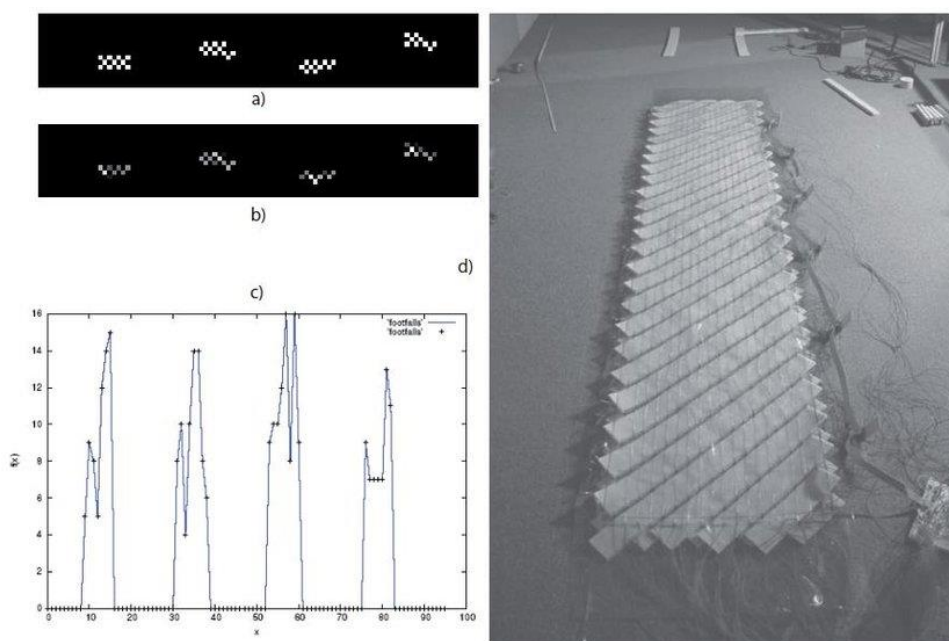


Figura 5. Ejemplo de sensores de suelo reproducidos por la Universidad de Southampton.

La característica principal de los sensores de suelo es el análisis de la fuerza de reacción en el suelo (GRF), es decir, la fuerza transmitida al suelo al caminar. Como la fuerza de reacción es la opuesta a la fuerza inicial, el especialista puede obtener la evolución de la presión del pie en el suelo a tiempo real. La presión se obtiene en porcentaje de peso para poder comparar los datos de los usuarios, y esta varía durante el tiempo que el pie se encuentra en contacto con el suelo. El pico de presión máxima puede alcanzar hasta el 120 % - 150% del peso corporal del usuario y se produce cuando el talón toca el suelo y los dedos de los pies se impulsan para dar el siguiente paso. Existen sistemas más complejos que cuentan con una matriz de sensores, que llegan a tener hasta cuatro sensores por cm^2 . Estos sistemas permiten medir la presión diferenciando cada zona del pie por separado a lo largo del tiempo, obteniendo información más significativa sobre la patología que sufre el paciente [14].

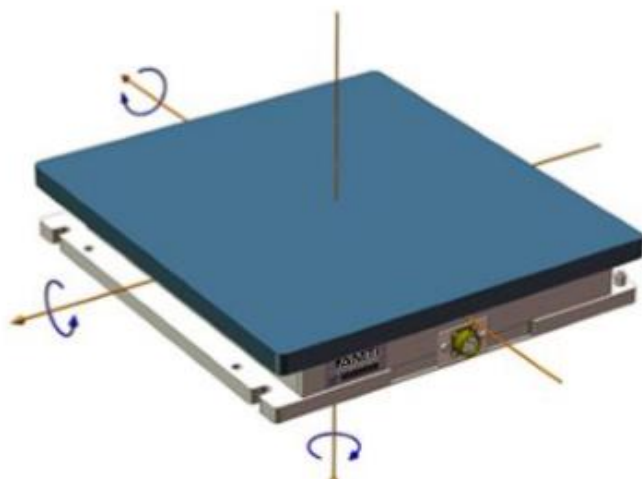


Figura 6. Ejemplo de una plataforma de fuerza AMTI que muestra las tres componentes de las fuerzas y las tres componentes de los momentos a lo largo de los tres ejes.

2.1.5.3 SENSORES PORTÁTILES

Otro tipo de sensores utilizados en el análisis de la marcha son los sensores portátiles, estos se sitúan en diferentes partes del cuerpo del sujeto, como las caderas, las rodillas o los pies, y se encarga de medir diversas características de la marcha humana. Existen varios tipos de sensores portátiles:

- Sensores de presión y fuerza
- Sensores inerciales
- Goniómetros
- Sensores ultrasónicos
- Sensores de electromiografía (EMG)

• SENSORES DE PRESIÓN Y FUERZA

Los sensores de presión y fuerza se encargan de medir las fuerzas de reacción del suelo (GRF) que haya debajo del pie y devuelven un voltaje o corriente proporcional a la presión medida. Este tipo de sensores miden la fuerza que se aplica al sensor, pero no tienen en cuenta las componentes de la fuerza en todos los ejes [25].

Existen varios tipos de sensores de presión y fuerza: capacitivos, resistivos piezoeléctricos y piezorresistivos. El tipo de sensor a utilizar dependerá del rango de presión que pueda soportar, la linealidad del sensor, el rango de presión que nos ofrezca el sensor, y la sensibilidad que tenga.

- Si utilizamos sensores resistivos tenemos que tener en cuenta que su resistencia eléctrica disminuye a medida que aumenta el peso que soporten (Figura 7).

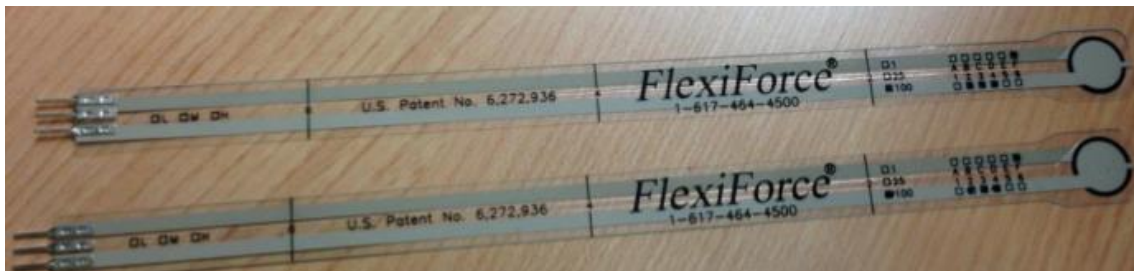


Figura 7. Sensor de presión piezorresistivo FlexiForce.

- Los sensores piezoeléctricos se componen de tres medidores de deformación en tres direcciones ortogonales diferentes y se introducen en un gel de silicona. Cuando se ejerce presión el gel se deforma y los tres medidores calculan la deformación que hay en cada dirección. Conociendo las características del gel y el tipo de medidor utilizado, calculamos la presión total ejercida. Una característica importante de estos sensores es su gran reactividad y linealidad. Sin embargo, tienen también un gran problema y es que no se adaptan bien a las diferentes superficies debido a su gran tamaño.
- Los sensores capacitivos se basan en la característica que tienen los condensadores de variar su capacidad según la distancia que haya entre los dos electrodos.

Los sensores de presión y fuerza se utilizan principalmente en los sistemas de marcha portátiles ya que integrarlos en zapatos instrumentados resulta muy sencillo. [14] Existe un estudio realizado por Howell et al [26]. En el que se demostró que las mediciones de GRF obtenidas con una plantilla que contiene 12 sensores capacitivos muestran una alta correlación con las mediciones simultáneas de un laboratorio de análisis de movimiento clínico. Lincoln et al creó otro sistema [27], en el que se utiliza la intensidad de la luz reflejada para detectar la proximidad de un material reflectante, demostrando que es sensible a las cargas normales y de corte.

• SENSORES INERCIALES

Los sensores inerciales se encargan de medir e informar de los parámetros recogidos durante la marcha del sujeto, como la orientación, la velocidad, la aceleración y las fuerzas gravitacionales. Para ello utilizan una combinación de giroscopios, acelerómetros y, dependiendo del sensor magnetómetros.

El acelerómetro se basa en los fundamentos de las Leyes del movimiento de Newton, las que dicen que la aceleración de un cuerpo es proporcional a la fuerza neta que actúa sobre el cuerpo. A partir de estas leyes podemos calcular la aceleración del objeto si sabemos su masa y todas las fuerzas que se ejercen sobre él (medidas con los sensores). Además, podemos calcular la velocidad y la aceleración angular a partir de los 3 ejes del acelerómetro y los 3 ejes que nos proporciona el giroscopio. Si integramos la aceleración obtendremos la velocidad e integrando la velocidad obtendremos la posición de los 3 ejes. Por otro lado, si integramos la velocidad angular podremos obtener el ángulo de flexión. Con todos estos parámetros podremos obtener el número de pasos realizados en un periodo determinado de tiempo.

Los sensores inerciales se utilizan principalmente en unidades de medición inercial (IMU) y son de las más utilizados para el análisis de la marcha. Uno de los sistemas que se han desarrollado

utilizaba sensores de inercia para cuantificar la normalidad de la marcha y la simetría que tenía [28]. Si nos centramos en enfermedades como el Parkinson en donde los trastornos de la marcha son uno de sus síntomas, los sensores IMU son muy comunes [29]. Una aplicación muy útil puede resultar la miniaturización de los sensores inerciales, permitiéndonos integrarlos en plantillas instrumentadas y utilizarlos en los análisis de la marcha (figura 8).

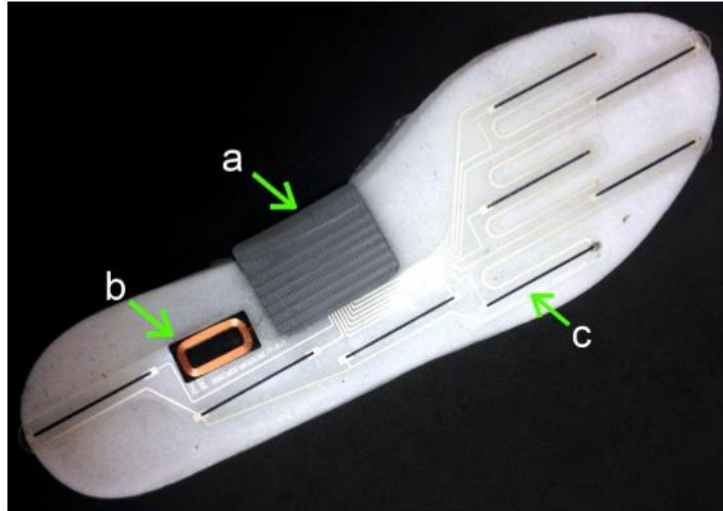


Figura 8. Plantilla instrumentada: (a) sensor de inercia, Bluetooth, microcontrolador y módulo de batería; (b) bobina para recarga inductiva; y (c) sensores de presión.

- **GONIÓMETROS**

Los goniómetros se utilizan en el análisis de la marcha para estudiar los ángulos del tobillo, rodilla, cadera y metatarsiano. Existen varios tipos de goniómetros:

- Los goniómetros basados en medidores de deformación, como el de la figura 9, funcionan a partir de una resistencia que varía su valor según sea la flexión del sensor. Si el sensor está flexionado, el material del que se compone se estira, por lo tanto, la corriente que lo atraviesa recorre un camino más largo, aumentando de este modo el valor de la resistencia.



Figura 9. Goniómetro basado en medidores de deformación.

- Los goniómetros inductivos.
- Los goniómetros mecánicos.
- Los goniómetros digitales, basados en codificadores que miden la posición de la articulación. Se colocan en zapatos instrumentados y miden los ángulos del tobillo al pie [30].

- **SENSORES ULTRASÓNICOS**

Los sensores ultrasónicos miden la distancia mediante el uso de ondas ultrasónicas. Contienen un cabezal que emite una onda ultrasónica y recibe la onda reflejada que retorna desde el objeto, permitiendo medir la distancia al objeto contando el tiempo entre la emisión y la recepción [31]. Su rango de medición va desde 1.7 cm hasta casi 450 cm.

Los sensores ultrasónicos en el análisis de la marcha se utilizan principalmente para obtener medidas como la longitud de zancada, el paso corto, la distancia de separación que existe entre ambos pies o la distancia que existe entre el pie y el suelo [32].

- **SENSORES DE ELECTROMIOGRAFIA (EMG)**

Cuando un musculo se contrae de manera voluntaria o involuntaria produce una manifestación eléctrica conocida como electromiograma (EMG). Los sensores de electromiografía se encargan de medir este tipo de señales en el sujeto de dos formas. La primera es de manera no invasiva con electrodos de superficie (figura 10).



Figura 10. Electrodo de superficie.

La segunda manera de medir las señales de electromiografía es de forma invasiva con electrodos de alambre o de aguja (figura 11).



Figura 11. Electrodo de aguja.

Una vez que se ha tomado la señal, esta se amplifica, acondiciona y registra para obtener un mejor análisis de ella. Su medición resulta muy compleja ya que las señales obtenidas son muy pequeñas, del orden de 0.00001 a 0.005 voltios.

2.1.6 SISTEMAS DE ANALISIS DE MARCHA COMERCIALES Y LABORATORIOS

Existe gran variedad de sistemas de análisis de la marcha comerciales, tanto portátiles (WS) como no portátiles (NWS). Estos sistemas se basan en la combinación de los diferentes sensores y tecnologías descritas anteriormente. Un ejemplo de sistemas NWS son los que se muestran en la figura 11.



Figura 12. Ejemplo de sistema NWS en laboratorio. (1) videocámaras infrarrojas; (2) sensor de inercia; (3) pasarela de medición de GRF; (4) EMG inalámbrica; (5) estación de trabajo; (6) sistema de grabación de video; (7) pantalla de televisión; (8) estación de control.

También existen WS comerciales como el Xsens MVN [33], este sistema utiliza 17 rastreadores inerciales situados en el pecho, las extremidades inferiores y las extremidades superiores para capturar el movimiento del sujeto y el seguimiento de sus seis grados de libertad (figura 12).



Figura 13. Sistema de WS comercial basado en sensores inerciales: Xsens MVN.

Otro sistema comercial es el sistema de análisis de marcha inalámbrico desarrollado por Tec Gihan Co que se muestra en la figura 13. Este sistema utiliza sensores de movimiento en diversas partes del cuerpo como la parte inferior de la pierna, el muslo, la cintura, la espalda y las placas de fuerza ponibles en los dedos y los talones. Las placas de fuerza M3D miden las tres componentes de las fuerzas y los momentos a lo largo de los tres ejes ortogonales. Para poder realizar estas medidas incluyen un acelerómetro, un sensor de giroscopio de 3 ejes y un sensor geomagnético de 3 ejes.



Figura 14. Sistema de WS basado en (a) sensores inerciales y (b) placas de fuerza ponibles de Tec Gihan Co.

INSENCO Co. presentó un sistema inalámbrico similar, compuesto por 9 sensores de inercia situados en las extremidades inferiores y placas de fuerza portátiles con sensores de fuerza axial de 6 inalámbricos, bajo el nombre Human Dynamics Analysis (HDA).

2.1.7 COMPARACIÓN DE LAS DIFERENTES TECNOLOGÍAS

2.1.7.1 COMPARACIÓN DE LOS METODOS SEMI SUBJETIVOS Y OBJETIVOS

La mayoría de los análisis de la marcha en condiciones clínicas se realizan tradicionalmente a través de métodos semi subjetivos, los especialistas evalúan los diferentes parámetros de la marcha mediante la observación del sujeto. La ventaja principal de los métodos de análisis semi subjetivos es que no requieren un equipo especial y solo se necesita de un especialista capacitado que pueda realizar la prueba. Sin embargo, al ser un análisis subjetivo la precisión, la exactitud o la reproducibilidad de las evaluaciones pueden verse afectadas.

Por otro lado, encontramos métodos objetivos que utilizan los nuevos avances en desarrollo tecnológico de sensores para poder cuantificar con mayor precisión los diferentes parámetros que caracterizan la marcha humana. Con estos nuevos avances se consiguen datos de evaluación más precisos, pudiendo obtener información que no se puede proporcionar observando al paciente caminar. Con los métodos de análisis objetivos podemos obtener parámetros como el GRG, los ángulos de los segmentos del cuerpo en las diferentes articulaciones y la fuerza ejercida por los diferentes músculos.

2.1.7.2 ANÁLISIS DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LOS SISTEMAS NWS

Los sistemas de análisis de la marcha NWS se realizan en laboratorios o en condiciones controladas y en ellos se colocan dispositivos de captación de datos como sensores láser, cámaras, Time of Flight (ToF) o plataformas de presión. La principal ventaja de este tipo de sistemas es que se aíslan el análisis de factores externos que podrían afectar a sus resultados, permitiendo de este modo realizar un estudio más controlado de los parámetros que se analizan y obteniendo grandes niveles de repetitividad y reproductividad.

Uno de los métodos de análisis NWS que muestra unos buenos resultados y cada vez es más utilizado es el ToF. Su gran ventaja frente a los otros es que se obtiene una alta resolución en las mediciones de la presión. En la Tabla 2 podemos observar una comparación de los sistemas NWS.

Tabla 2. Características de los diferentes métodos de medición.

Sistema de análisis	Ventajas	Desventajas	Precio (€)	Precisión
Triangulación de la cámara	<ul style="list-style-type: none"> - Alta resolución de imagen - No requiere condiciones especiales de iluminación 	<ul style="list-style-type: none"> - Se necesitan al menos dos cámaras - Alto coste computacional 	400-1900	70%
Time of Flight (ToF)	<ul style="list-style-type: none"> - Solo se necesita una cámara - No es necesario calcular la profundidad manualmente - Adquisición 3D en tiempo real - Dependencia poco de la iluminación 	<ul style="list-style-type: none"> - Baja resolución - Efecto aliasing - Problemas con superficies reflectantes 	239-3700	2.66%-9.25%
Luz estructurada	<ul style="list-style-type: none"> - Proporciona gran detalle - Permite la adquisición robusta y precisa de objetos con geometría arbitraria y con una amplia gama de materiales - Se puede obtener geometría y textura con la misma cámara 	<ul style="list-style-type: none"> - Funcionamiento irregular con escenas de movimiento - Problemas con superficies transparentes y reflectantes - Superposición del patrón de luz con reflejos 	160-200	<1%
Termografía infrarroja	<ul style="list-style-type: none"> - Respuesta rápida y precisa - Se puede escanear una gran área de superficie en poco tiempo - Requiere muy poca habilidad para monitorear 	<ul style="list-style-type: none"> - El coste del sistema es relativamente alto - No se puede detectar la temperatura interior si está separado por vidrio/polietileno - Problemas de emisividad 	1000 – 18440	78%-91%

Podemos observar que ToF y la termografía infrarroja exigen el uso de equipos de adquisición de datos más costosos. El método de triangulación de cámara se puede realizar sin la necesidad de cámaras de video especiales, pero exige un alto coste computacional debido a los algoritmos de cálculo estereoscópico necesarios para calcular la distancia y la posición del sujeto analizado. Por otro lado, los métodos de luz estructurada se han vuelto populares, en parte debido al precio y la disponibilidad de los sensores en comparación con otras tecnologías de procesamiento de imágenes [14].

Los sistemas de análisis de la marcha NWS suelen tener un coste más elevado debido a que necesitan configurar el laboratorio de medición según sus necesidades. Sin embargo, últimamente se están desarrollando sistemas portátiles de bajo coste que no necesitan que ningún sensor esté conectado al cuerpo del sujeto, como el sensor Kinect.

Otro tipo diferente de sistemas NWS son los que están basados en sensores de suelo, estos resultan muy cómodos de utilizar ya que el paciente solo tiene que caminar sobre ellos con los pies descalzos e incluso con la ayuda de un bastón o andador si lo requiere. Estos sensores nos permiten conocer la presión que ha ejercido el usuario y el tiempo en el que se ha realizado esa presión en cada punto. Su principal problema es su tamaño reducido, por lo que no permiten capturar más de 4 o 5 pasos en línea recta y el paciente debe caminar en línea recta sobre los sensores durante un gran intervalo de tiempo para poder obtener resultados válidos.

La mayor desventaja de los sistemas del NWS es que no permiten la evaluación y el monitoreo de la marcha del paciente durante sus actividades diarias, por lo que no permiten estudiar al sujeto en sus actividades diarias.

2.1.7.3 ANÁLISIS DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LOS SISTEMAS WS

Los Sistemas WS se basan principalmente en el desarrollo de sensores miniaturizados y sistemas de comunicación inalámbricos como el ZigBee o el Bluetooth que permiten obtener mediciones de los diferentes aspectos de la marcha humana en tiempo real. Esto se puede realizar gracias a que los sensores se pueden colocar en diferentes partes del cuerpo del sujeto mientras realiza sus actividades diarias fuera del laboratorio. Otra de sus ventajas es que los sensores de presión y fuerza, los acelerómetros y los giroscopios se pueden utilizar en los análisis de la marcha realizados en el laboratorio proporcionando sistemas más económicos que permiten ser implementados en cualquier lugar. Además, permiten realizar análisis de la marcha a una gran parte de la población que no vive cerca de laboratorios o no tiene acceso a instalaciones de análisis [34].

Las tendencias apuntan claramente a una mayor investigación centrada en el desarrollo de sistemas de análisis de la marcha portátiles, como la plantilla instrumentada. Estas permiten obtener resultados para la fuerza de reacción en el suelo y el momento del tobillo correlacionándolos con los datos recopilados de un laboratorio de análisis de movimiento clínico para todos los sujetos. Los sensores de presión de la plantilla han demostrado ser un método preciso y económico para analizar las diversas fases.

Uno de los sensores portátiles más prometedores y más utilizados en estudios recientes es el sensor de inercia debido a que son generalmente superiores a los sensores de presión para predecir la terminación de la marcha [35]. Los sensores inerciales tienen diversas aplicaciones

como estimar la velocidad del paseo [36], estimar los movimientos de los muslos para reducir de 4 a 2 el número de unidades sensoriales necesarias para análisis de la marcha ambulatoria. Además, como los sensores de inercia se han integrado en dispositivos portátiles comerciales, se ha desarrollado una amplia gama de sistemas de análisis de la marcha sencillos y económicos que se están dando un gran uso en campos como la telemedicina o la telerrehabilitación [37].

Dado el potencial de estos dispositivos móviles para su uso generalizado, estos desarrollos permiten ofrecer a muchas personas sistemas de análisis de la marcha. Además, nuevos trabajos de investigación han desarrollado sistemas de análisis de la marcha utilizando tecnologías que no se han aplicado tradicionalmente en este campo. Por ejemplo, una investigación novedosa realizada por Chen et al. [38] propusieron un método de clasificación basado en un sistema de detección capacitiva portátil como alternativa a la EMG, midiendo diez canales de señales de capacitancia desde el vástago, el muslo o ambos, con una precisión de clasificación del 93,6% en sujetos sanos.

Sin embargo, los sistemas WS tienen ciertas desventajas. En los sistemas que utilizan acelerómetros y giroscopios para estimar la velocidad y la distancia recorrida, existe una tendencia a utilizar el método de integración directa con IMU 2D o 3D, lo que conduce a una amplificación del error de medición. Además, el análisis de las señales de los sensores inerciales es computacionalmente complejo y presenta el problema del ruido excesivo y resulta difícil calcular con precisión los caminos y las distancias recorridas. Otra desventaja es la necesidad de colocar dispositivos en el cuerpo del sujeto, lo que puede ser incómodo o intrusivo. En condiciones clínicas, los acelerómetros proporcionan mucha información. Sin embargo, no basta con diagnosticar enfermedades como la enfermedad de Parkinson u otras en las que los trastornos de la marcha son un indicador porque muchos de los problemas de equilibrio y de marcha observados no son específicos de cada enfermedad. Igualmente, los sistemas de análisis de marcha inalámbricos normalmente almacenan información en tarjetas SD o la transmiten con tecnologías como Bluetooth o Zigbee, que requieren un alto consumo de energía. Las fuentes de energía más utilizadas son las baterías de litio y, si se va a controlar la marcha durante un largo período de tiempo, la duración de las baterías puede ser un problema.

2.1.7.4 COMPARACIÓN ENTRE LOS SISTEMAS WS Y LOS NWS.

A continuación, en la tabla 3, se presenta una comparación entre las ventajas y desventajas de los sistemas WS y NWS tomando en cuenta factores como el consumo de energía, las limitaciones, el precio y su rango de medición. En la tabla 4 se puede observar una comparación más detallada de las técnicas actuales haciendo una clasificación según el tipo de técnica, la aplicación, la precisión, la facilidad de uso y el precio.

Sistema	Ventajas	Desventajas
NWS	<ul style="list-style-type: none"> - Permite el análisis simultáneo de múltiples parámetros de la marcha capturados desde diferentes enfoques. - No están limitados por el consumo de energía. - Algunos sistemas son totalmente no intrusivos en términos de unir sensores al cuerpo. - Los sistemas de análisis complejo permiten más precisión y tienen más capacidad de medición. - Menos interferencia de factores externos debido a un ambiente controlado. - Proceso de medición controlado en tiempo real por el especialista. 	<ul style="list-style-type: none"> - La marcha normal del sujeto puede modificarse debido a las restricciones de espacio para caminar requeridas por el sistema de medición. - Equipo y pruebas costosas. - Imposible monitorear la marcha de la vida real fuera del entorno instrumentado.
WS	<ul style="list-style-type: none"> - Análisis y monitoreo de la marcha durante las actividades diarias y a largo plazo. - Sistemas más baratos. - Permite la posibilidad de implementación en cualquier lugar, sin necesidad de entornos controlados - Aumento de la disponibilidad de sensores miniaturizados variados. - Los sistemas inalámbricos mejoran la usabilidad en el análisis de la marcha clínica - Promueve la autonomía y el papel activo de los pacientes. 	<ul style="list-style-type: none"> - Restricciones en el consumo de energía debido a la duración limitada de la batería. - Algoritmos complejos y necesarios para estimar los parámetros de los sensores inerciales. - Permite el análisis de un número limitado de parámetros de la marcha. - Sensible al ruido y la interferencia de factores externos no controlados por un especialista.

Tabla 3. Comparación entre NWS y WS.

SISTEMA		APLICACIONES	PRECISIÓN	PRECIO (€)	FACILIDAD DE USO	
WS	Sensores Inerciales	Posición del segmento Detección de pasos Longitud de zancada	<5% para valores medios	91.30	Algoritmos complejos Sensible a interferencias	
	Sensores de presión	Distribución de la presión plantar del pie Detección de la fase de marcha Detección de pasos	Correlación de presión R > 0,95	14.85	Algoritmos simples Fácil de instalar en zapato / plantilla. Respuesta no lineal	
	EMG	Actividad eléctrica del músculo Detección de la fase de marcha	SNR = 0.25 microvoltios a 200 Hz	35-350	Necesita conocimientos específicos sobre la configuración del electrodo Sensible a interferencias	
	Sensores ultrasónicos	Longitud del paso Detección de fase de marcha	No especificada	20.44	Sensible a las interferencias	
	Goniómetros	Ángulos de articulación Detección de pasos	R = 0.999 con medidas tomadas con goniómetro mecánico	9.46	Fácil de configurar y analizar datos, pero baja histéresis	
NWS	Sensores de suelo	Placas GRF	Detección de pasos GRF Detección de fase de marcha	±0,1% de la carga	30000	Se necesita que el sujeto este en contacto con el centro de la placa para realizar bien la medición
		Sensor de presión Y plataformas	Distribución de la presión plantar Detección de fase de marcha Detección de pasos Reconocimiento de la marcha	80% tasa de reconocimiento 2,5-10% EER de reconocimiento 72% de detección de pasos	4000-54000	Limitaciones del espacio y la capacidad de los pacientes para hacer contacto con la plataforma
	Procesado de imagen	Procesado de imagen con una sola cámara	Reconocimiento individual Posición del segmento	77.8% tasa de reconocimiento	400-1900	Configuración sencilla de equipos. Algoritmos de análisis complejo.
		Time of Flight (ToF)	Posición del segmento Detección de fase de marcha Distribución de la presión plantar del pie Reconocimiento individual	2,66%-9,25% EER en reconocimiento	200-3700	Solo se necesita una cámara Problemas con superficies reflectantes.
		Visión Estereoscópica	Detección de la fase de marcha Posición del segmento Reconocimiento individual	70.18% tasa de reconocimiento	200-9000	Calibración compleja Alto coste computacional
		Luz estructurada	Posición del segmento Detección de la fase de marcha	Correlación R = 0.89 en el sensor de presión Error medición ángulos = -0.8 ± 0.8 °	160-200	Calibración compleja El coste de los sensores es bajo en comparación con otros sistemas de procesamiento
		Termografía IR	Detección de la fase de marcha Posición del segmento Reconocimiento individual	78%-91% tasa de reconocimiento	8000-100000	Hay que tener en cuenta la emisividad, absorbencia, reflectividad y transmisividad de los materiales

Tabla 4. Clasificación de los sistemas de análisis de la marcha existentes.

Observando ambas tablas podemos destacar que, aunque todos los sistemas descritos en ellas se pudieran utilizar para el análisis de la marcha en términos generales, cuando se necesita una mayor precisión en la detección y un análisis más específico de los parámetros es necesario elegir el sistema de análisis adecuado. Los sistemas NWS permiten un análisis simultáneo y en mayor profundidad de los parámetros de la marcha, pero dentro del entorno del laboratorio. Algunos se basan en la combinación de varias técnicas como el procesamiento de imágenes basado en marcadores o sin marcadores, EMG, sensores inerciales y de suelo. Sin embargo, los últimos desarrollos en WS permiten métodos rentables económicamente y no intrusivos que ofrecen soluciones para necesidades analíticas específicas.

2.1.8 CLASIFICACIÓN DE LOS SISTEMAS DE ANÁLISIS SEGÚN EL OBJETO DE ESTUDIO

Otro de los criterios a tener en cuenta cuando comparamos los diferentes sistemas de análisis de la marcha es el perfil del usuario o grupo de usuarios. Según sea el usuario o grupo de estudio el sistema de análisis seleccionado debe medir con precisión los parámetros de la marcha. Si nos centramos en aplicaciones clínicas del análisis de la marcha podemos dividir a los usuarios en varios grupos:

- 1- Pacientes con enfermedades neurológicas
- 2- Pacientes con secuelas de ictus
- 3- Pacientes con enfermedades sistémicas, como cardiopatías
- 4- Ancianos

Cada uno de estos cuatro grupos tienen diferentes trastornos en la marcha relacionados con su grupo.

Los pacientes del primer grupo que padecen enfermedades neurológicas como el Parkinson, muestran síntomas como pasos cortos al andar, caminar de forma aleatoria o congelación en la marcha y una repentina incapacidad para comenzar o continuar con la marcha que puede dar lugar a caídas [39]. Para estos casos, los sistemas NWS basados en el procesamiento de imágenes pueden ser una buena opción ya que ofrecen resultados en la longitud del paso mucho más precisos que los sistemas WS, ya que en los sensores no inerciales se produce un error debido a la doble integración de las señales en el acelerómetro.

Los usuarios que han sufrido ictus, pertenecientes al segundo grupo, sufren patrones anormales de movimiento que producen alteraciones en la velocidad, la cadencia, la longitud de zancada y en todas las fases del ciclo de la marcha [40]. Esto se debe especialmente a una disminución de la velocidad en el lado hemipléjico, que está fuertemente asociada con la gravedad clínica de la debilidad muscular. Por ello, el estudio de la actividad muscular es muy importante en este grupo y técnicas de análisis como EMG serían las adecuadas.

El síntoma más común en pacientes del tercer grupo (con cardiopatías) es una marcha lenta. Por tanto, el método más indicado para evaluar este síntoma deberá ser un sistema que tenga una alta precisión en la velocidad. Como hemos dicho antes los sistemas de sensores inerciales tienen un error de medición, por lo que no serían una buena opción para este grupo.

El cuarto grupo es el de pacientes con enfermedades asociadas al envejecimiento y pueden ser causadas por diferentes factores [41]. Por ello para analizar las características de la marcha de personas pertenecientes a este grupo se ha de adoptar un enfoque más amplio y no puede asociarse un solo método de análisis a este grupo.

2.2 PATOLOGÍAS EN LOS PIES QUE AFECTAN A LA MARCHA HUMANA

A continuación, se va a describir las principales patologías en los pies que afectan al desarrollo normal de la marcha humana. Todas ellas se tratan de patologías congénitas, es decir, que están presentes en el usuario desde el nacimiento.

2.2.1 PIE EQUINO VARO O PIE ZAMBO

El pie equino varo o pie zambo es una malformación en la que los pies del paciente se encuentran completamente doblados y rotados, con las plantas mirando hacia el interior, impidiéndole caminar con normalidad. Esto se debe a que los tejidos que conectan los músculos al hueso son más cortos de lo que deberían. Su causa es de origen genético y se asocia a otras patologías como trastornos del sistema nervioso o displasia de cadera. Se recomienda tratarlo desde el nacimiento con vendajes, férulas, zapatos ortopédicos o incluso puede llegar a necesitar cirugía.



Figura 15. Comparación entre el pie normal y el pie equino varo.



Figura 16. Férulas de abducción para la corrección del pie equino.

2.2.2 PIE PLANO

El pie plano se produce cuando hay una pérdida del arco natural que tiene la planta del pie, pasando a apoyar la planta entera al caminar o estar de pie. Se trata de una deformación bastante frecuente que no suele causar dolor en el paciente, que puede ocurrir por dos causas: la primera es debido a que el arco no se ha desarrollado correctamente durante la infancia a causa de una debilidad muscular o la excesiva laxitud de los ligamentos, y la segunda es a causa de una lesión o el desgaste por la edad.

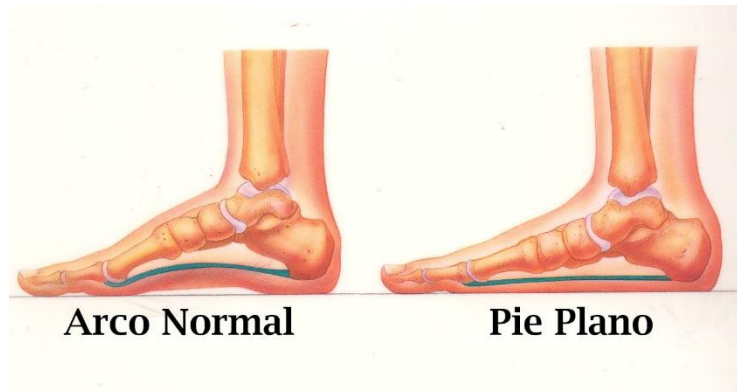


Figura 17. Comparación entre el arco normal del pie y el arco del pie plano.

2.2.3 PIE CAVO

El pie cavo es el caso contrario del pie plan, en este caso el arco de la planta del pie presenta una elevación del arco del pie anómala, por lo que le sujeto solo apoya la parte anterior y posterior del pie cuando camina o está de pie. Además, los dedos suelen quedarse flexionados o agarrotados hacia dentro del pie, disminuyendo su tamaño. La causa principal es una contracción excesiva del músculo que ejerce la tensión en la bóveda del arco plantar. El pie cavo provoca cansancio en el paciente al caminar o estar mucho tiempo de pie.

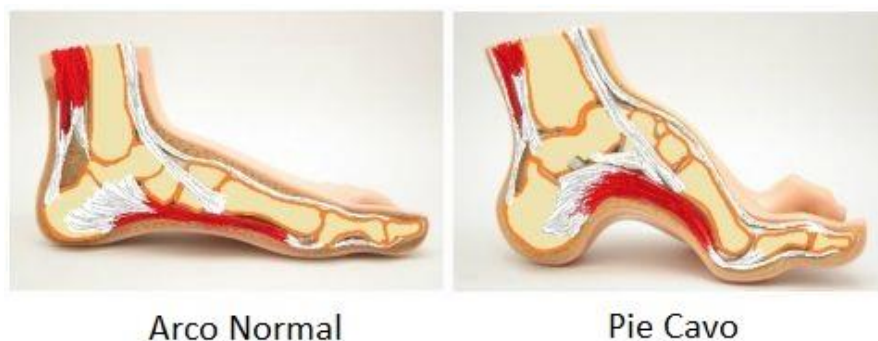


Figura 18. Comparación entre el arco normal del pie y el arco del pie cavo.

2.3 MACHINE LEARNING

El *Machine Learning* surge en la década de los 60 como una subdisciplina de la inteligencia artificial (IA) como fruto de las neurociencias y ciencias de computación. Con el machine learning se pretendía lograr el reconocimiento de patrones y el aprendizaje de los ordenadores basando únicamente en datos. El Machine Learning fue evolucionando hasta que en los 90 se separó de la inteligencia artificial convirtiéndose en una disciplina que se encarga de desarrollar el reconocimiento de patrones para que los ordenadores sean capaces de aprender sin ser programadas explícitamente. Es decir, son algoritmos que obtienen resultados relevantes a partir de un conjunto de datos, sin que el ser humano use ninguna instrucción o códigos.

Al principio, el *Machine Learning* se encargaba de realizar funciones básicas como el filtrado de emails, pero actualmente se han conseguido realizar predicciones de tráfico en lugares muy transitados, definir la compatibilidad entre dos personas o mapear lugares para desarrollar proyectos de construcción a tiempo real.

El factor clave del *Machine Learning* son los datos, ya que es capaz de procesar una gran variedad de ellos, que utiliza como una gran lista de ejemplos prácticos. Sus algoritmos se dividen en tres categorías:

- Aprendizaje supervisado (*supervised learning*): Esta categoría depende de datos que han sido etiquetados previamente por seres humanos para asegurar la calidad y la efectividad. Al estar ya etiquetados los ordenadores aprenden de ellos pudiendo realizar el resto de los cálculos para que el ser humano no tenga que volver a ingresar esa información.
- Aprendizaje por refuerzo (*reinforcement learning*): El segundo grupo se basa en que el ordenador es capaz de aprender a partir de un gran número de pruebas y errores. En este caso el ordenador conoce los posibles resultados desde el inicio, pero no sabe determinar cuál es la mejor opción que permita llegar a obtenerlos. El algoritmo va asociando los diversos patrones para repetirlos una y otra vez hasta perfeccionarlos.
- Aprendizaje no supervisado (*unsupervised learning*): En este tipo de aprendizaje no se utilizan ninguna etiqueta, por lo que no cuenta con indicaciones previas. Sin embargo, se le da una gran cantidad de datos que contengan las características propias de un objeto, para que con ellas pueda detectar y determinar de qué objeto se trata.

2.3.1 MÉTODOS DE ANÁLISIS MEDIANTE *MACHINE LEARNING*

- CLASIFICACIÓN NAIVE BAYES

El clasificador Naives Bayes utiliza una matriz de confusión. Una matriz de confusión es una tabla de contingencia en la que se presentan las clases reales y pronosticadas de los datos. Cuanto más altos sean los valores que forman la diagonal de la matriz y más bajos serán los valores que están fuera de ella, es decir, que el modelo está adivinando correctamente más predicciones.

- *K-MEANS CLUSTERING*

K-means clustering es un método de partición no supervisado. Encuentra grupos naturales de muestras en datos sin etiquetar. La metodología que sigue es:

- 1- Selección aleatoria de k objetos (número de agrupaciones) en el conjunto de datos de entrenamiento, que se convierten en prototipos.
- 2- Medición de la distancia entre cada variable y los prototipos existentes.
- 3- Asignación de cada variable al prototipo más cercano, formando k agrupamientos.
- 4- Cálculo de la media de cada *cluster*, que son los nuevos prototipos.
- 5- Repetir desde el paso 2 si las diferencias de valor entre el prototipo nuevo y el anterior son altas.

- *K-NEAREST NEIGHBOUR*

Este método utiliza la distancia de Mahalanobis y la distancia euclidiana. Para cada combinación, se calculan las distancias de cada punto de prueba a cada punto en el conjunto de entrenamiento, y luego se clasifican. Para las distancias más bajas, es decir, los puntos más cercanos, se realiza una mediana de la clase a la que pertenecen para determinar cuál es la clase más común entre su vecino. Cuando todas las clases se adjudican, los puntos se trazan de nuevo siguiendo su nueva clase.

- *SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE)*

El método SVM se basa en encontrar un hiperplano en el espacio de N dimensiones con el que se puedan clasificar de manera más clara los datos de interés. El plano seleccionado será el que tenga el margen máximo, es decir, aquel plano cuya distancia entre los puntos de ambas clases sea máxima. Utilizar la máxima distancia permite proporcionar cierto refuerzo a los datos usados para entrenar y facilitar de esta forma la clasificación de futuros datos [42].

- *ÁRBOLES DE DECISIÓN*

Los árboles de decisión proporcionan un conjunto de reglas que se van aplicando sobre los nuevos datos a clasificar, de esta forma se decide su clasificación en función de sus propiedades [43]. Los árboles de decisión se forman por dos tipos de nodos:

- Nodos de decisión (interiores): asociados a cada uno de los atributos de los parámetros, las ramas que salen de ellos representan los posibles valores que puede tomar el tributo al que van asociados.
- Nodos de respuesta (hojas): estos nodos van asociados a la clasificación a la que se quiere llegar, devuelven la decisión del árbol en función de la entrada.

- *LOGISTIC REGRESSION*

La regresión lógica utiliza una ecuación lineal con predictores independientes que se usan para predecir un valor. El valor predicho puede situarse en cualquier lugar entre el infinito negativo y el infinito positivo. Se necesita que la salida del algoritmo sea una variable de clase, es decir, 0 para no y 1 para sí, esto hace que la salida de la ecuación lineal tome un valor de rango [0,1].

- *MÉTODOS ENSEMBLE*

Estos métodos se basan en algoritmos que combinan varias técnicas de *Machine Learning* en un solo modelo predictivo que disminuye la varianza, aumenta el método de sesgado y mejora las predicciones [44]. Estos métodos se pueden dividir en dos grupos:

- Métodos de conjunto secuencial: Los clasificadores base se general secuencialmente. Estos métodos se basan en la dependencia que tienen los clasificadores base.
- Métodos de conjuntos paralelos: Los clasificadores base se generan en paralelo. Estos métodos se basan en la independencia de los clasificadores base.

2.3.2 *MACHINE LEARNING APLICADO AL ANÁLISIS DE LA MARCHA*

Durante el análisis de la marcha se recolectan multitud de parámetros con la ayuda de los sensores vistos en apartados anteriores. Una vez que se han recogido se guardan para futuras referencias pudiendo ayudar a los especialistas a realizar un diagnóstico más preciso en el futuro. Realizar un diagnóstico rápido y exacto permite al paciente recibir el tratamiento adecuado lo más rápido posible, minimizando su sufrimiento y disfrutando de una mejor calidad de vida. Sin embargo, un diagnóstico preciso es fruto de una gran cantidad de tiempo clínico, por lo que automatizar el proceso de clasificación de los datos puede ayudar a mejorar el diagnóstico y permitir al especialista invertir su tiempo en actividades de cuidado. Un análisis cuantitativo de los datos de la marcha humana permite a los médicos detectar similitudes entre el paciente actual y otro que ya haya sufrido esa patología antes y ayudarles a realizar un mejor diagnóstico del paciente actual.

Para lograr que la clasificación de los datos se realice de manera exitosa se utilizan algoritmos de aprendizaje automáticos de *Machine Learning*. En el estudio [1] los algoritmos se prueban a partir de imágenes de individuos sanos, pacientes que sufren enfermedades neurológicas y neuromusculares y pacientes que sufren artritis idiopática juvenil. A partir de ellos y usando

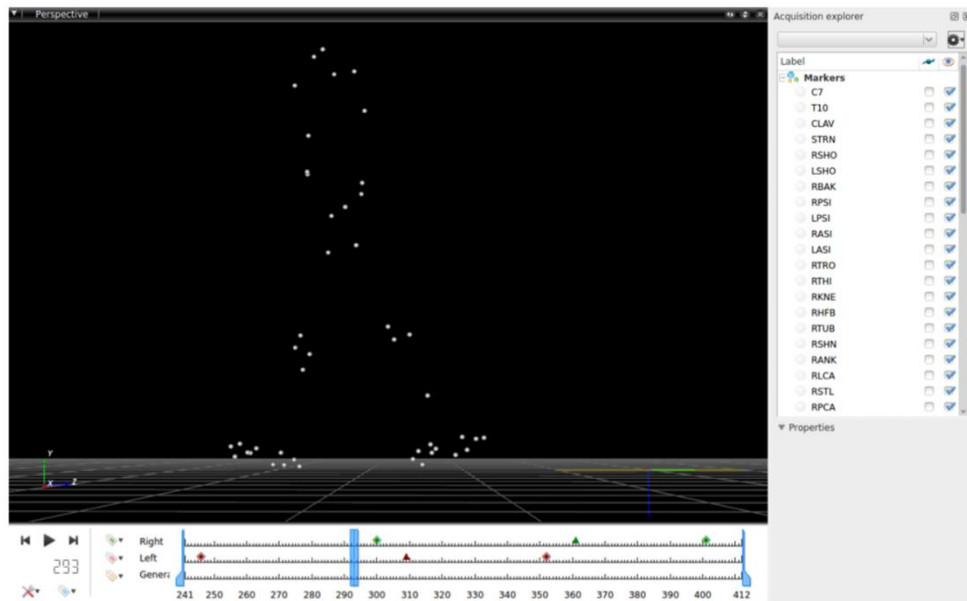


Figura 19. Visualización de un archivo c3d usando b-tk del estudio [1].

herramientas como the bio-medical toolkit (b-tk) [45], se analizaron y procesaron el contenido de estas imágenes. En la figura 18 se muestra un ejemplo de cómo se visualizan los archivos usando b-tk. Los puntos blancos representan la posición de los marchadores en una cuadrícula 3D, el golpe del talón se puede observar en la línea de tiempo que hay en la parte inferior.

En el estudio [1] se seleccionan los parámetros a partir del trabajo de Givon et al. [46], se toman 19 características que serán las que discriminen entre tres etiquetas: sanos, pacientes que sufren enfermedades neurológicas y neuromusculares (NND) y pacientes que sufren artritis idiopática juvenil (JIA). Se analizarán parámetros como la longitud de paso, tiempo de paso, velocidad, cadencia... Una vez que los parámetros se han seleccionado y clasificado se clasificaran mediante validación cruzada, se construyeron varios vectores, uno para probar el algoritmo de aprendizaje automático y el resto se reservaron para el entrenamiento. Los resultados fueron bastante efectivos en la detección del tipo de enfermedad de los pacientes a partir de los datos de análisis de la marcha.

2.4 CONCLUSIONES Y SISTEMA DE ANALISIS SELECCIONADO PARA LA EVALUACIÓN

En los últimos años, el interés en obtener un conocimiento más preciso de las funciones y mecanismos en los que se basa la marcha humana ha aumentado en gran medida. Gracias a los grandes avances tecnológicos que se han producido en cuanto a tecnologías de medición se ha podido analizar un mayor número de características en la marcha de manera más eficiente y potente. Esto nos permite cuantificar de manera más objetiva que utilizando con los métodos de análisis semi subjetivos tradicionales que dependían en gran medida de la experiencia que tuviera el especialista. Además, estos nuevos métodos desarrollados están teniendo un gran impacto en campos como el reconocimiento de personas, el ámbito deportivo o el clínico, en donde el análisis objetivo de la marcha desempeña un papel muy importante para el diagnóstico, la prevención y el control de trastornos.

Para el estudio que se va a realizar se ha seleccionado un sistema de análisis de la marcha portátil (WS) debido a que no se dispone de un laboratorio clínico para poder realizar la evaluación y el alto coste económico que supondría. Además, los sistemas WS nos permiten la posibilidad de implementar el análisis en cualquier lugar sin necesidad de un laboratorio especializado, pudiendo también realizar un monitoreo de las actividades diarias del sujeto (aunque para nuestro estudio solo nos interesa la marcha en línea recta). Como son sistemas WS serán inalámbricos por lo que no requeriremos de cables ni grandes instrumentos de medida, ya que les caracteriza su reducido tamaño. Finalmente, un último factor a destacar a la hora de seleccionar el sistema de análisis ha sido el factor económico, ya que como hemos visto en puntos anteriores los sistemas WS tienen un coste más reducido.

Como nuestro estudio se centra en el análisis de la marcha normal y con pie equino varo o pie zambo (descrita en el punto 2.2.1) parámetros como la velocidad, el tiempo de crecida o la cadencia serán de gran relevancia, por lo que los sensores inerciales serán los que se utilicen para esta evaluación.

3 BASE DE DATOS

3.1 OBJETIVO Y PLANTEAMIENTO

Para poder realizar un buen análisis de los parámetros característicos de la marcha normal y patológica necesitaremos recoger datos de un gran número de usuarios, ya que esto nos permitirá obtener resultados significativos. Todos estos datos recogidos deberán almacenarse en algún lugar que nos permita acceder a ellos de manera rápida y eficaz, por lo que se decidió crear una base de datos en donde poder almacenarlos.

Como se va a realizar un análisis de los parámetros característicos de la marcha solo se necesitarán recoger las señales del tren inferior de los usuarios, es decir, cadera, rodillas y tobillos. Esto se realizará mediante el dispositivo de captura de movimiento seleccionado y explicado en el apartado siguiente. Una vez que estas señales se hayan recogido se procesaran mediante el programa MATLAB 2019.

Para poder analizar un gran número de parámetros se intentará recolectar a el mayor número de usuarios posibles. Además, a los usuarios que formen parte de la base de datos los clasificaremos en dos grupos distintos:

- Grupo 1: Usuarios que presenten alguna lesión o patología.
- Grupo 2: Usuarios que no presenten ninguna lesión o patología. Además, este grupo simulará la patología del pie equino varo o pie zambo (2.2.1) utilizando un dispositivo inmovilizador.

Por tanto, en la base de datos creada se incluirán:

- Todos los paseos de los usuarios que tengan patologías reales.
- Todos los paseos de los usuarios que no presenten ninguna patología.
- Todos los paseos de los usuarios que no presenten ninguna patología pero que simulen mediante un dispositivo inmovilizador la patología del pie equino varo o pie zambo.

Para poder analizar los parámetros capturados se seguirá el siguiente orden:

- 1- Detectar de que articulación procede la señal capturada (Cadera, Rodilla, Tobillo).
- 2- Una vez que se ha detectado de que articulación procede la señal, se localizará el lado del que procede (derecha o izquierda).
- 3- Con las señales ya clasificadas por articulación y por lado, localizaremos aquellos parámetros que diferencien la marcha normal de la marcha patológica.

3.2 DISPOSITIVO UTILIZADO PARA LA CAPTURA

A la hora de seleccionar el dispositivo se ha tenido en cuenta diferentes factores que condicionaban su elección. La primera característica que tenía que cumplir era que fuera un dispositivo portátil (WS), ya que no se disponía de ningún espacio donde emplazar los dispositivos necesarios para un sistema NWS. Otra ventaja importante de los dispositivos WS es el tamaño de los sensores, ya que suelen ser dispositivos pequeños que no molestan en exceso al usuario y se pueden transportar de manera fácil y cómoda. Finalmente, otra característica

importante fue el precio. Los sistemas NWS tienen un precio bastante elevado que superaban en exceso el presupuesto.

Una vez seleccionado que tenía que ser un dispositivo WS buscamos el tipo de sensores que se ajustaban mejor a los parámetros que deseábamos medir. Para el análisis que vamos a realizar nos interesan parámetros físicos (tiempo de zancada, velocidad, distancia de zancada...) y parámetros de orientación y rotación. Para la captura de los parámetros de orientación y rotación se utilizarán cuaterniones en lugar de ángulos de Euler, ya que son mucho más simples de componer, más eficientes y más estables numéricamente. Por tanto, el tipo de sensor seleccionado deberá de ser sensores de tipo inercial.

El sistema de captura de movimiento seleccionado fue Tech MCS, que permite realizar la captura de movimiento de forma inalámbrica (figura 19).



Figura 20. Sistema de captura de movimiento Tech MCS.

Las características principales del sistema Tech MCS son:

- Cuenta con sensores inerciales de alta precisión: <1 grado (RMS)
- Algoritmo EKF para conseguir una precisa y robusta orientación
- Interferencia mínima con el cuerpo humano.
- Algoritmo de inmunidad contra las perturbaciones del campo magnético.

3.2.1 EQUIPAMIENTO Y COLOCACIÓN

Este sistema esta basados en unos sensores inerciales muy compactos (Tech IMU) (figuras 20 y 21) que son de gran utilizad en el ámbito de la investigación biomecánica, ya que cuentan con gran precisión, versatilidad, simplicidad de uso y permiten realizar las capturas con una frecuencia de muestreo de hasta de hasta 500Hz.



Figuras 21 y 22. Sensores inerciales Tech IMU del sistema Tech MCS.

Se utilizarán 7 sensores Tech- IMU compuestos de:

- 1 acelerómetro: para medir la aceleración lineal con la que se mueve el sensor.
- 1 giróscopo: para medir la orientación y velocidad angular del sensor.
- 1 magnetómetro: proporcionan orientación acerca del norte magnético.
- 1 termómetro: para medir temperatura y ajustar la calibración.

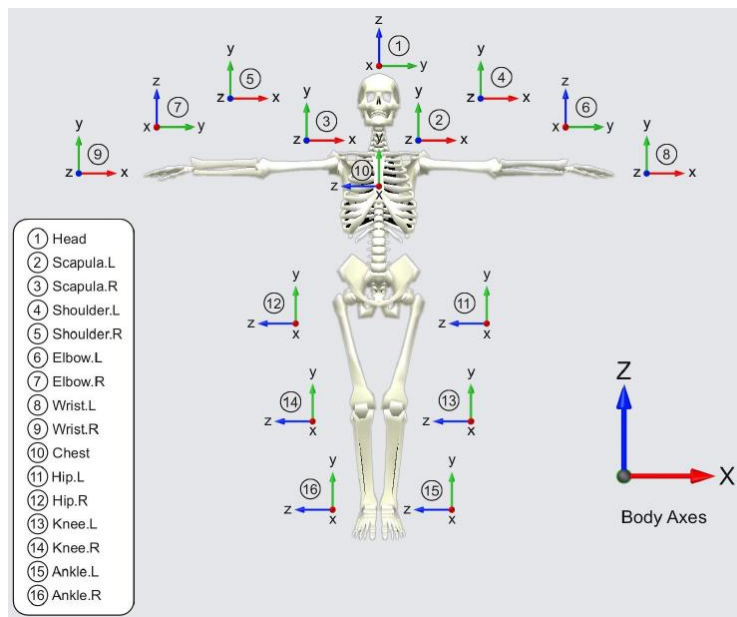


Figura 23. Eje y posición de los sensores.

La posición de los sensores será:

- Un sensor en cada tobillo
- Un sensor en cada pierna
- Un sensor en cada muslo
- Un sensor en el lumbar (para tomar la referencia)

Para colocarlos se introducirán en unos adaptadores de plástico para los tobillos y en unos adaptadores textiles para las piernas y los muslos. En el lumbar se colocará el ultimo sensor, y el dispositivo (Tech HUB) donde se almacenarán los datos de las capturas. Para conectar los sensores entre ellos y con el Tech HUB se utilizarán cables específicos para el sistema.



Figura 24. Colocación de los sensores en el usuario.

Los datos almacenados en el Tech Hub, se pueden grabar en una tarjeta de memoria MicroSD permitiendo utilizar el sistema sin la necesidad de estar conectado continuamente a un ordenador. Una vez que las capturas se han realizado habrá que pasarlas al ordenador, para ello se pueden pasar mediante Bluetooth o mediante un cable que conectará el dispositivo con el ordenador.

3.2.2 TIPOS DE DATOS CAPTURADOS

El sistema Tech MCS puede capturar los siguientes tipos de datos:

- Físicos
 - 7 posiciones de sensores: Pies, Espinillas, Muslos y Lumbar
 - 3(+1) sensores por posición: Acelerómetro (m/s^2), Giróscopo (rad/s), Magnetómetro(μT) y Termómetro
 - 3 ejes por sensor: X, Y y Z
 - Total, 63 señales
- Ángulos
 - 6 posiciones: Tobillos, Rodillas y Caderas
 - 3 ejes por posición: Z, X e Y
 - Total, 18 señales

- Cuaterniones
 - Se puede pasar fácilmente de cuaterniones a ángulos
 - 7 posiciones de sensores: Pies, Espinillas, Muslos y Lumbar
 - 1 sensor por posición
 - 4 ejes por sensor: qW, qX, qY y qZ
 - Los 4 valores entregados corresponden al cuaternión que representa la rotación de los ejes del sensor con respecto al sistema de coordenadas de referencia. Los datos se presentan en formato [qw qx qy qz], donde qw es la parte real del cuaternión y qx, qy, y qz son las partes imaginarias.
 - El rango de valores en cuaterniones está entre -1.0 y +1.0
- DCM
 - Matriz de rotación 3x3 que contiene los cosenos directores de los ejes Xs, Ys y Zs del Tech-IMU respecto al sistema de coordenadas de referencia, que por defecto es el sistema global.
 - XG es el vector que apunta al polo norte magnético.
 - ZG es el vector opuesto al vector que define la gravedad de la tierra.
 - YG es el producto vectorial entre ZG y XG.

Los datos físicos y los cuaterniones son los dos tipos de parámetros en los que nos centraremos ya que son los datos más interesantes para poder analizar después las capturas de los paseos de los usuarios.

3.2.3 PROCEDIMIENTO PARA REALIZAR LA CAPTURA DE LOS PASEOS

Para realizar la captura de datos deben estar todos los sensores conectados al sistema Tech MCS y configurados de forma que sepamos diferenciar las capturas de cada uno (figura 25).

Para configurar los sensores se seleccionará el modo de conexión bluetooth del dispositivo (figura 26) y se configurarán a través del programa.

Dispositivo: Tech HUB - v

Nº IMU	Serial	Etiqueta
1	ICEA-411	Pie Derecho
2	ICEA-413	Perna Derecha
3	ICEA-419	Muslo Derecho
4	ICEA-457	Lumbar
5	ICEA-420	Pie Izquierdo
6	ICEA-421	Perna Izquierda
7	ICEA-422	Muslo Izquierdo

Figura 25. Configuración de los sensores Tech IMU.



Figura 26. Modos del dispositivo Tech HUB.

Con los sensores configurados y montados en el usuario se encenderá el dispositivo Tech HUB y se cambiará al modo SD (figura 26). Este modo sirve para guardar la información capturada durante el paseo en la tarjeta de memoria. Después, se presionará el botón Start/Stop para calibrar los sensores y se volverá a presionar para realizar la captura de datos. Cuando la captura haya terminado se volverá a presionar le botón Start/Stop para finalizar.

3.3 EQUIPAMIENTO UTILIZADO PARA SIMULAR EL PIE EQUINO VARO

Para la simulación de la patología del pie equino varo o pie zambo se utilizará un dispositivo de inmovilización tipo alza (figura 27). Este dispositivo creará un desnivel en entre los pasos del sujeto a la hora de caminar, provocando un paseo similar al que resultaría si se sufriera esta patología.



Figura 27. Dispositivo inmovilizador tipo alza.

A la hora de realizar la captura primero se colocará el alza en un pie y se realizará el paseo, y una vez que acabe en ese pie se colocará en el otro y se volverá a realizar el paseo.

3.4 PLANIFICACIÓN DE LA BASE DE DATOS

3.4.1 PLANIFICACIÓN DE LAS VISITAS

Se realizarán un total de 4 visitas o capturas al usuario separadas por un cierto periodo de tiempo entre ellas:

- Primera visita: Se acordará un día con el usuario para realizar la primera visita.
- Segunda visita: Se realizará 15 días después de la realización de la primera visita.
- Tercera visita: Se realizará 2 meses después de la realización de la segunda vista.
- Cuarta vista: Se realizará un año después de la realización de la primera vista.

Se decidió espaciar las visitas en ese periodo de tiempo para comprobar si los parámetros característicos de la marcha variaban con el paso del tiempo o se mantenían iguales y de esta forma reducir la variabilidad de las muestras. Sin embargo, este estudio no se pudo realizar debido a que el número de usuarios que participaron en las visitas disminuye conforme las visitas avanzan (figura 28).

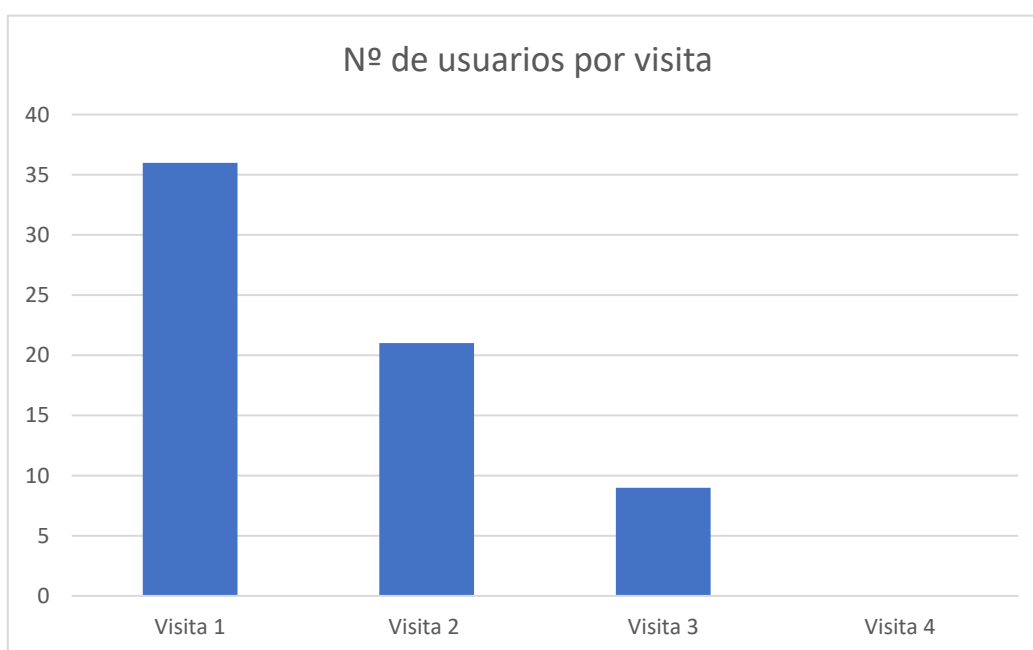


Figura 28. Número de usuarios que participaron en cada visita.

El número de usuarios de la cuarta vista es 0 debido a que esta visita se realiza un año después de la primera visita y por tanto no ha pasado el tiempo suficiente para realizarla.

Una vez establecidas el número de visitas y el tiempo transcurrido entre ellas se establecerá cuál es su composición.

Cada visita se compondrá de los siguientes paseos:

- 8 paseos libres (sin ningún tipo de dispositivo inmovilizador) de 20 metros cada uno.
- 4 paseos con el dispositivo inmovilizador tipo alza de 20 metros cada uno.
- 2 paseos de referencia de 20 metros cada uno. En estos paseos tampoco se llevará ningún tipo de dispositivo inmovilizador.

Pese a que con 2 paseos por usuario (ida y vuelta del recorrido) podría valer a la hora de analizar los parámetros, se decidió capturar 8 paseos libres para reducir la posibilidad de que los datos de un paseo puedan fallar o pueda perderse algún dato de la captura. En los paseos con el dispositivo inmovilizador tipo alza se seleccionaron 4 paseos por si hubiera algún fallo en la captura, pero no 8 ya que resultaría muy tedioso para el usuario realizar tantos paseos con el dispositivo inmovilizador.

3.4.2 ESCENARIOS Y USUARIOS

Para la adquisición de la base de datos se utilizarán dos tipos de escenarios.

- **Escenario 1**

En el escenario 1 tendrá una longitud de recorrido de 20 metros, en la que todos los usuarios recorrerán la misma distancia en línea recta. Se ha seleccionado 20 metros de longitud porque es la distancia adecuada para poder realizar la captura de los datos sin que resulte pesada para el usuario. Además, la distancia de 20 metros nos permite descartar los primeros instantes del paseo ya que estos pueden no estar estandarizados y obtener la velocidad media por usuario y el número total de pasos.

La vestimenta será ropa cómoda para facilitar la captura y se utilizará un calzado de caña baja para mejorar la colocación de los sensores.

La superficie sobre la que se realizará la captura será un espacio sin desnivel, ni obstáculos que se recorrerá en línea recta caminando a la velocidad propia del usuario. Para delimitar el recorrido se colocarán dos marcas, una al principio y la otra 20 metros después.

En este caso, no se utilizará ningún tipo de inmovilización.

- **Escenario 2**

El escenario 2 tendrá también una distancia de 20 metros que se recorrerá en línea recta, común para todo tipo de usuarios.

La vestimenta será también un pantalón de chándal y calzado deportivo.

La superficie serán un espacio sin desnivel ni obstáculos, delimitado por dos marcas.

En este escenario se utilizará el dispositivo inmovilizador tipo alza para realizar la captura.

Tabla 5. Comparativa de los dos escenarios.

	DISTANCIA	VESTIMENTA	CALZADO	DISPOSITIVO INMOVILIZADOR (SI/NO)
ESCENARIO 1	20 m	Pantalón de chándal	Deportivo	Si
ESCENARIO 2	20 m	Pantalón de chándal	Deportivo	No

Además, tendremos dos tipos de usuarios que participen en la base de datos:

- Tipo 1: Se trata de usuarios que sufren algún problema o patología en la marcha por lo que no pueden caminar como lo haría normalmente.
- Tipo 2: Se trata de usuarios que no sufren ningún tipo de patología y pueden caminar libremente. Además, a este tipo de usuarios se les ha colocado un dispositivo inmovilizador de tipo alza y no pueden caminar como lo haría normalmente.

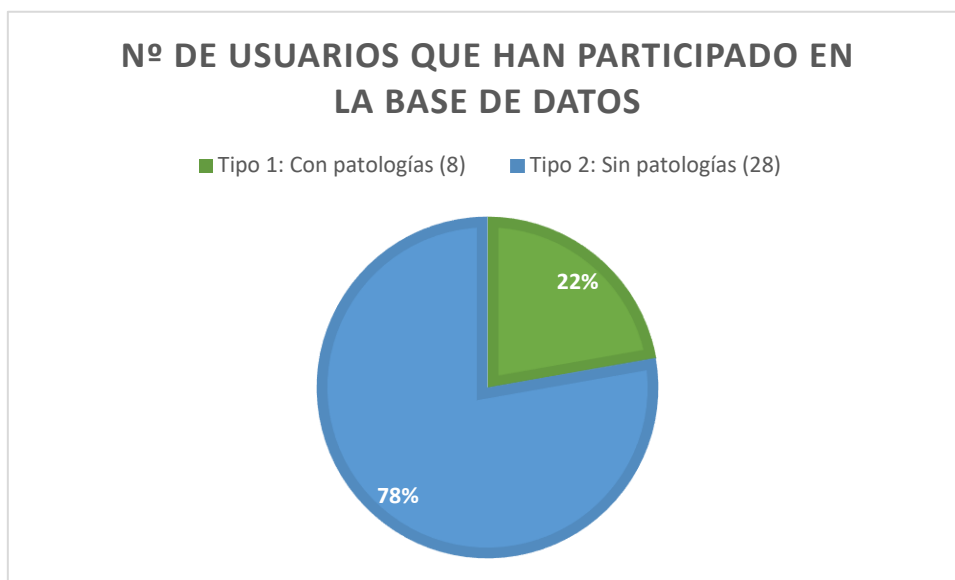


Figura 29. Número de usuarios que han participado en la base de datos con y sin patologías.

3.4.3 DATOS SOLICITADOS AL USUARIO Y ALMACENAMIENTO

Para poder generar la base de datos se necesitarán diversos tipos de datos del usuario. Se solicitarán datos de carácter personal y datos de tipo físico para estudiar si hay correlación entre ellos y la forma de caminar del usuario. Los datos solicitados serán:

- Nombre
- Apellidos
- DNI
- País de nacimiento
- País de residencia
- Fecha de nacimiento
- Email
- Teléfono
- Sector Laboral
- Altura (cm)
- Peso (kg)
- Talla de pie
- Lesiones/Operaciones (Si las hubiera, cuales)
- Genero (H/M)
- Profesión
- Edad
- Nivel de actividad
 - N - Nada

- M - Una vez al mes o menos
- W - Una vez a la semana
- T - Dos veces a la semana o más
- D - Diariamente

A la hora de almacenar los datos de los usuarios se realizará cumpliendo la normativa GDPR (Reglamento General de Protección de Datos). Los datos de los usuarios serán almacenados hasta finalizar la última visita (1 año después). Una vez transcurrido este tiempo se anonimizarán los datos personales, quedando únicamente disponibles los datos capturados durante los paseos y los datos fisiológicos de los usuarios.

3.5 PARÁMETROS QUE SE OBTIENEN PARA EL ANÁLISIS DE LA MARCHA

Los parámetros que se emplearan en la base de datos son los siguientes:

- Limp
- LimpSide
- Visita
- Altura (cm)
- Peso (kg)
- Talla del pie (europea)
- Genero (H/M)
- Profesión
- Nivel de actividad física
 - N – Nada
 - M – Una vez al mes o menos
 - W – Una vez a la semana
 - T – Dos veces a la semana o mas
 - D – Diariamente
- Lesiones
- Articulación en la que se ha situado el sensor (Tobillo izquierdo, Rodilla derecha...)
- Frecuencia (en x y z)
- Cadencia
- Rise Time (x y z)
- Fall Time (x y z)
- Pendiente sube (x y z)
- Pendiente baja (x y z)
- Tamaño del pulso (x y z)
- Tiempo de apoyo
- Tiempo de balanceo
- Ángulo máximo (x y z)
- Ángulo mínimo (x y z)

Estos parámetros se explican en la tabla que se muestra a continuación (tabla 6).

PARÁMETROS	DEFINICIÓN
Limp	Si el usuario presenta cojera (1) o no (0).
LimpSide	Lado en el que se presenta la cojera. (Izquierda=L, derecha=R)
Visita	Numero de visita en el que se ha realizado la captura
Altura (cm)	Altura del usuario en cm
Peso (kg)	Peso del usuario en kg
Talla de pie (europea)	Talla de pie del usuario siguiendo el estándar europeo
Género (H/M)	Genero del usuario
Profesión	Profesión del usuario
Nivel de actividad física	Nivel de actividad física que realiza el usuario
Lesiones	Si el usuario sufre alguna lesión y de cual se trata
Articulación	Articulación en la que está situado el sensor
Frecuencia	Frecuencia con la que se repite un ciclo
Cadencia	Número total de pasos por segundo. (Número de ciclos/tiempo)
Rise Time	Tiempo de subida
Fall Time	Tiempo de bajada
Pendiente sube	La pendiente de subida de la línea que conecta los niveles de referencia del 10% y el 90%
Pendiente baja	La pendiente de bajada de la línea que conecta los niveles de referencia del 90% y el 10%
Tamaño de pulso	Es la diferencia de tiempo entre los instantes las transiciones inicial y final de cada pulso
Tiempo de apoyo	Tiempo que permanece el pie apoyado
Tiempo de balanceo	Tiempo que permanece el pie en el aire
Ángulo máximo (x y)	Ángulo máximo de flexión/extensión de la articulación
Ángulo máximo (z)	Ángulo máximo de rotación sobre si misma de la articulación
Ángulo mínimo (x y)	Ángulo mínimo de flexión/extensión de la articulación
Ángulo mínimo (z)	Ángulo mínimo de rotación sobre si misma de la articulación

Tabla 6. Parámetros utilizados en la base de datos.

4 PROCESAMIENTO DE LOS DATOS

4.1 PROCESAMIENTO DE LOS DATOS

Con las capturas realizadas se sacarán todos los datos de los sensores para procesarlos con el programa *MATLAB 2019*. Los datos sin procesar se almacenarán en una tabla llamada *features.mat* que incluirá cada uno de los paseos de los usuarios y todos los parámetros capturados (figura 30). Esta tabla se compone de 5184 filas (capturas de los usuarios) por 46 columnas (parámetros capturados).

5184x46 table

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Limp	LimpSide	Visita	Altura	Peso	TallaPie	Genero	Profesion	Edad	NivelAct	Lesiones	Articulacion	FrecZ	FrecX	FrecY	Cadencia	RiseTimeZ	Ris
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Der'	57.7590	0.9635	0.9644	1.0831	0.1739	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Iz'	57.7590	0.7489	0.9620	1.7859	0.2192	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Der'	57.7590	0.7501	1.1689	0.9656	0.1708	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Iz'	57.7590	0.8553	1.5619	1.9366	0.1108	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Tobillo_Der'	57.7590	0.9642	0.9798	2.3254	0.0717	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Tobillo_Iz'	57.7590	0.8553	0.9620	0.9605	0.0660	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Der'	58.5709	0.9736	0.9594	1.6285	0.1615	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Iz'	58.5709	0.7323	0.9763	0.9768	0.2279	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Der'	58.5709	0.8663	0.9744	0.9726	0.1441	
0 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Iz'	58.5709	0.8674	2.2292	2.6353	0.1085	
1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Tobillo_Der'	58.5709	0.9711	0.9758	2.1825	0.0352	
2 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Tobillo_Iz'	58.5709	1.3019	0.9743	0.8535	0.0273	
3 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Der'	58.0046	0.7255	0.9673	1.8488	0.1662	
4 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Iz'	58.0046	0.9699	0.9677	0.7564	0.2083	
5 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Der'	58.0046	0.9664	0.7248	0.9960	0.1514	
6 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Iz'	58.0046	0.9685	1.8232	1.8407	0.1074	
7 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Tobillo_Der'	58.0046	0.9677	0.9662	2.0146	0.0818	
8 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Tobillo_Iz'	58.0046	0.9671	1.1065	0.9618	0.0309	
9 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Der'	58.9159	0.8612	0.9798	1.6510	0.1720	
0 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Cadera_Iz'	58.9159	0.7649	0.9807	0.9708	0.2148	
1 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Der'	58.9159	0.9843	0.9826	1.0030	0.1432	
2 1	L'	'01'	'186'	'80'	'44'	'Male'	'Engineer'	27	'M - Once ...'	'	'Rodilla_Iz'	58.9159	0.7635	1.2037	1.2085	0.0995	

Figura 30. Tabla *features.mat*.

Si se analizaran los datos de *features.mat* directamente no se podría obtener ningún resultado concluyente debido a que en esta tabla se encuentran todos los datos mezclados (todas las articulaciones juntas, gente con patología o sin ella...). Por tanto, el análisis realizado será diferenciando por grupos los parámetros.

Antes de realizar la clasificación por grupos se planteó realizar un filtrado de espurios a *features.mat*. Filtrar los espurios de la base de datos consiste en eliminar los datos que queden muy alejados de un grupo grande de parámetros, ya que en la mayoría de los casos suelen tratarse de datos que se han obtenido de forma errónea. Este filtrado se realizaría mediante el código mostrado en la figura 31.

```
function [o] = eliminarOUT(feats)

    feats.LimpSide = grp2idx(feats.LimpSide);

    fC = rmoutliers([feats(find(feats.LimpSide == 1),:); feats(find(feats.LimpSide == 2),:)], 'mean');
    fR = rmoutliers([feats(find(feats.LimpSide == 3),:); feats(find(feats.LimpSide == 4),:)], 'mean');
    fT = rmoutliers([feats(find(feats.LimpSide == 5),:); feats(find(feats.LimpSide == 6),:)], 'mean');

    o = [fC;fR;fT];
end
```

Figura 31. Función empleado para la eliminación de espurios.

Para la realización del filtrado de espurios se utiliza la función *rmoutliers* (A, 'mean') que define un valor atípico como un elemento de A más de tres desviaciones estándar de la media [47]. Es decir, calcula la media y la desviación típica de los datos utilizados y elimina todos los datos que queden fuera de la desviación típica tanto por encima como por debajo. Una vez realizado el filtrado de espurios se clasificarán los parámetros para después analizarlos.

Una primera clasificación será diferenciando los parámetros en función del tipo de articulación del que procedan, es decir, si se tratan de datos de la cadera, de datos de las rodillas o de datos de los tobillos. Para diferenciar unos de otros se realizará una clasificación con Matlab obteniendo tres tipos de tablas diferentes (*Cadera.mat*, *Rodilla.mat*, *Tobillo.mat*). Cada tabla se obtendrá buscando en el primer carácter de la columna Articulaciones y comprobando si se trata de un C (cadera), una R (rodilla) o una T (tobillo) y en función de la letra de la que se trate se guardaran en una tabla distinta. De este modo se obtendrán tres tablas distintas con el mismo número de columnas que *features.mat*, pero solo con los datos de cada articulación (figura 32).

```
function [Cadera, Rodilla, Tobillo] = obtenerTablasArticulacionesSOLO(feat)

    feat(find(feat(:,11)~= ""), :) = [];
    for ii=1:size(feat)
        switch feat.Articulacion{ii}(1)
            case 'C'
                try
                    Cadera = [Cadera ; feat(ii,:)];
                catch
                    Cadera = feat(ii,:);
                end
            case 'R'
                try
                    Rodilla = [Rodilla ; feat(ii,:)];
                catch
                    Rodilla = feat(ii,:);
                end
            case 'T'
                try
                    Tobillo = [Tobillo ; feat(ii,:)];
                catch
                    Tobillo = feat(ii,:);
                end
        end
    end
end
```

Figura 32. Función empleada para la clasificación entre articulaciones.

Con los datos ya clasificados en función de la articulación a la que pertenecen, se ha realizado una clasificación más precisa en función del lado al que pertenece cada dato. Es decir, si se tratan de datos pertenecientes al lado derecho o al lado izquierdo. Esta clasificación se realizará a partir de las tres tablas obtenidas en el paso anterior. Para ello se buscará en el noveno carácter de la columna de articulaciones si se trata de una D (derecha) o una I (izquierda), pasando a tener 6 tablas diferentes (*Cadera_Der.mat*, *Cadera_Izq.mat*, *Rodilla_Der.mat*, *Rodilla_Izq.mat*, *Tobillo_Der.mat*, *Tobillo_Izq.mat*).

```

function [Cadera_Der,Cadera_Izq, Rodilla_Der,Rodilla_Izq, Tobillo_Der, Tobillo_Izq] =
obtenerTablasArticulaciones(feat)
    feat(find(feat(:,11)~= "N"), :) = [];
    for ii=1:size(feat)
        switch feat.Articulacion{ii}(1)
            case 'C'
                switch feat.Articulacion{ii}(8)
                    case 'D'
                        try
                            Cadera_Der = [Cadera_Der ; feat(ii,:)];
                        catch
                            Cadera_Der = feat(ii,:);
                        end
                    case 'I'
                        try
                            Cadera_Izq = [Cadera_Izq ; feat(ii,:)];
                        catch
                            Cadera_Izq = feat(ii,:);
                        end
                    end
            case 'R'
                switch feat.Articulacion{ii}(9)
                    case 'D'
                        try
                            Rodilla_Der = [Rodilla_Der ; feat(ii,:)];
                        catch
                            Rodilla_Der = feat(ii,:);
                        end
                    case 'I'
                        try
                            Rodilla_Izq = [Rodilla_Izq ; feat(ii,:)];
                        catch
                            Rodilla_Izq = feat(ii,:);
                        end
                    end
            case 'T'
                switch feat.Articulacion{ii}(9)
                    case 'D'
                        try
                            Tobillo_Der = [Tobillo_Der ; feat(ii,:)];
                        catch
                            Tobillo_Der = feat(ii,:);
                        end
                    case 'I'
                        try
                            Tobillo_Izq = [Tobillo_Izq ; feat(ii,:)];
                        catch
                            Tobillo_Izq = feat(ii,:);
                        end
                    end
            end
        end
    end
end
end
end

```

Figura 33. Función empleada para la clasificación entre articulaciones y lado de las articulaciones.

Con todos los parámetros clasificados según su procedencia, se realizará el procesamiento de los datos de la marcha patológica. Durante la creación de la base de datos se capturaron datos de personas con patologías reales para poder realizar un estudio de esos datos. Sin embargo, al tratarse de un número de usuarios muy reducidos y que cada usuario contaba con una patología distinta no se podían obtener ningún resultado en claro de esos datos, por lo que se decidió descartarlos y utilizar solo datos de personas sanas que utilizaran el dispositivo inmovilizador tipo alza para simular la patología del pie equino varo o pie zambo. Para poder clasificar los datos en función de si presentan cojera o no, se utilizarán los datos de las tablas de la primera clasificación (*Cadera.mat*, *Rodilla.mat*, *Tobillo.mat*), ya que no tendría sentido comparar datos de la cadera con datos de los tobillos. A partir de ellas se filtrarán buscando en la columna *LimpSide* si presentan cojera ('L' o 'R') o no presenta cojera ('N') y se obtendrá la tabla *Cojera.mat*. Esta tabla almacenará aquellos parámetros que presenten cojera en cualquiera de los dos lados.

```

function [Cojera] = obtenerTablaCojeras(feet)

feet(find(feet(:,11)~= ""), :) = [];
for ii=1:size(feet)

    if (strcmp(feet.LimpSide{ii}(1), 'L') || strcmp(feet.LimpSide{ii}(1), 'R'))
        try
            Cojera = [Cojera ; feat(ii,:)];
        catch
            Cojera = feat(ii,:);
        end
    end
end

end
end

```

Figura 34. Función empleada para la obtención de los datos que presentan cojera en alguno de los dos pies.

Finalmente se procesarán los datos en función de otros parámetros que pueden resultar de interés, como la edad, el peso, el género o el nivel de actividad física de los usuarios. Sin embargo, en este tipo de datos cuentan con un gran rango de valores por lo que se decidió realizar subgrupos de categorías más pequeñas en función de sus valores.

```

function [FeaturesClasificada] = Clasificar(feet)

feet(find(feet(:,11)~= ""), :) = [];
vectorpeso=[];
vectoredad=[];
vectortalla=[];
for ii=1:size(feet)
    edad=str2num(feet{ii,9}{1});
    if (edad<25)
        vectoredad(ii)=1;
    elseif (edad>=25 && edad<50)
        vectoredad(ii)=2;
    else
        vectoredad(ii)=3;
    end
    peso= str2num(feet{ii,5}{1});
    if (peso<70)
        vectorpeso(ii)=1;
    elseif(peso>=70 && peso<80)
        vectorpeso(ii)=2;
    else
        vectorpeso(ii)=3;
    end
end
FeaturesClasificada=[feet(:,2) Peso Edad feat(:,13:46)];
end

```

Figura 35. Función empleado para la clasificación de los parámetros por edad y peso.

Los subgrupos empleados para la edad son:

- Grupo 1: Usuarios entre 18 y 25 años.
- Grupo 2: Usuarios entre 25 y 50 años.
- Grupo 3: Usuarios entre 50 y 100 años.

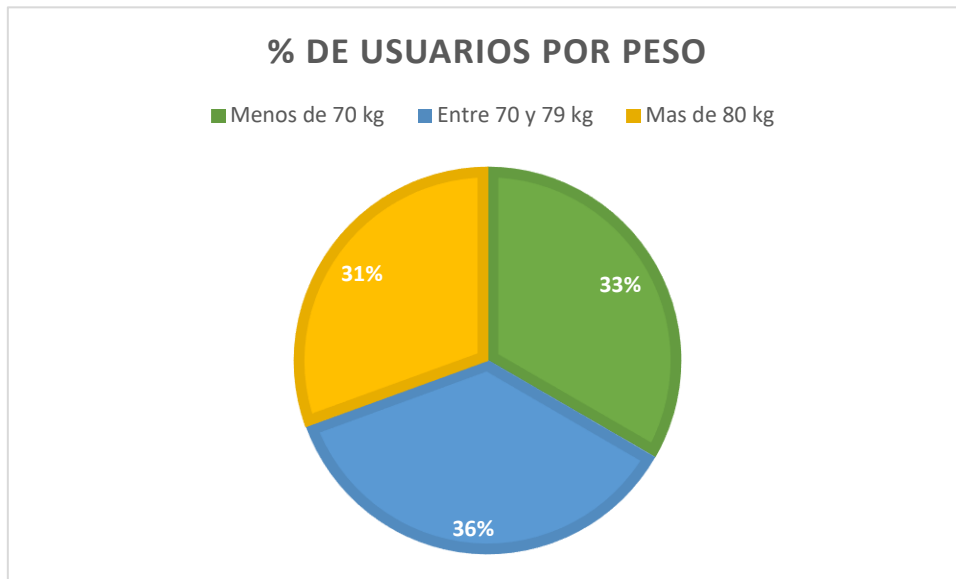


Figura 36. Porcentaje de usuarios por edad.

Los subgrupos empleados para el peso son:

- Grupo 1: Usuarios cuyo peso sea menor de 70 kg.
- Grupo 2: Usuarios cuyo peso se encuentre entre 70 y 79 kg.
- Grupo 3: Usuarios cuyo peso sea 80 kg o más.

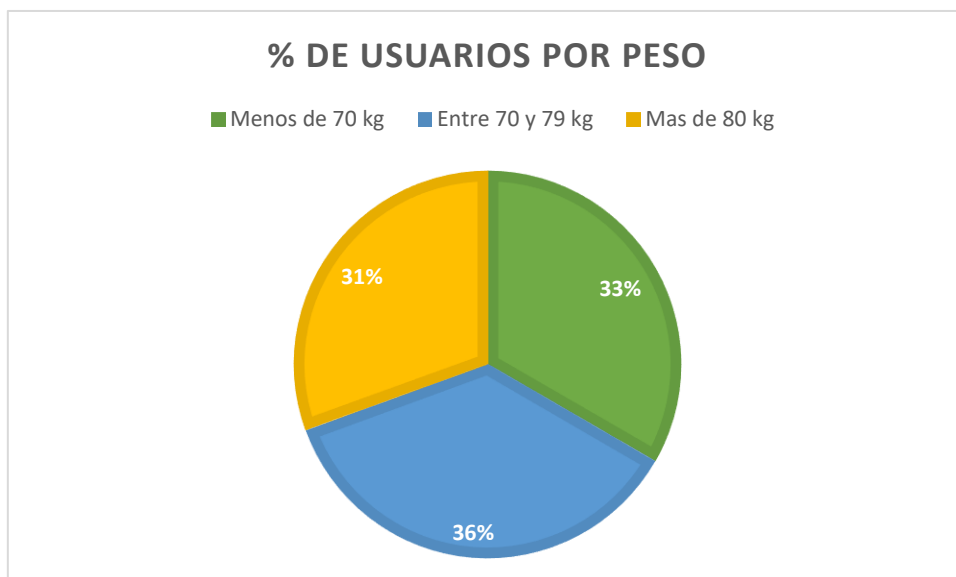


Figura 37. Porcentaje de usuarios por peso.

4.2 PROCESAMIENTO DE LOS DATOS UTILIZANDO MACHINE LEARNING

Una vez realizado los análisis anteriores se decidió que podría ser interesante realizar un análisis de los resultados mediante *Machine Learning* con el programa MATLAB 2019. La aplicación utilizada para realizar este análisis se llama *Classification Learner* y nos permite hacer reconocimiento de patrones para poder generar después un clasificador.

Con los datos obtenidos durante las capturas se generará un clasificador que identifique si un usuario tiene o no cojera a partir del parámetro Limp (1 ó 0). Como en el apartado anterior realizaremos un análisis para cada articulación estudiada (cadera, rodillas y tobillos).

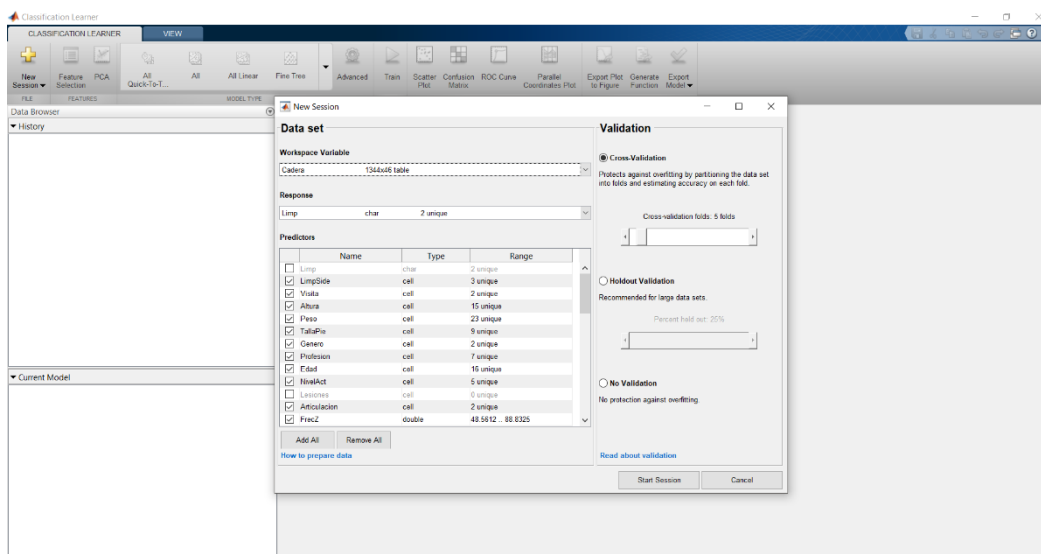


Figura 38. Aplicación Classification Learner de Matlab.

Para comenzar con el análisis se abrirá la aplicación *Classification Learner* de Matlab y se creará una nueva sesión (*new session*). En la pestaña de *workspace* variable se seleccionará el conjunto de datos que queremos analizar, y en *Response* la respuesta del clasificador, que en este caso será la variable Limp. Finalmente, en *Cross Validation* se seleccionará el número de ejemplos que se quiere utilizar para generar la validación, en nuestro caso utilizaremos 5.

Una vez seleccionados los parámetros que queremos utilizar para nuestra clasificación, la aplicación comenzará a entrenar cada clasificador y nos seleccionará el modelo que mayor precisión tiene para el tipo de datos del análisis.

Una vez seleccionado el clasificador se utilizará la matriz de confusión para realizar un estudio sobre qué clase de dato es más posible de clasificar (datos con cojeras o datos sin ella). En el eje Y de la matriz de confusión se muestra la clase real y en el eje X la clase de la que se predijo que era ese dato. Dentro de ella se mostrará el número de ejemplos que se predijeron que eran de una clase, pero en realidad pertenecían a otra clase.

Finalmente, cuando se haya seleccionado cual es el clasificador que mejor se ajusta a los datos del análisis se exportará para poder obtener su modelo gráfico.

5 RESULTADOS

5.1 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

A continuación, se analizarán todos los datos guardados en *features.mat*. Los niveles de clasificación que se seguirán son los que se muestran en la figura 39.

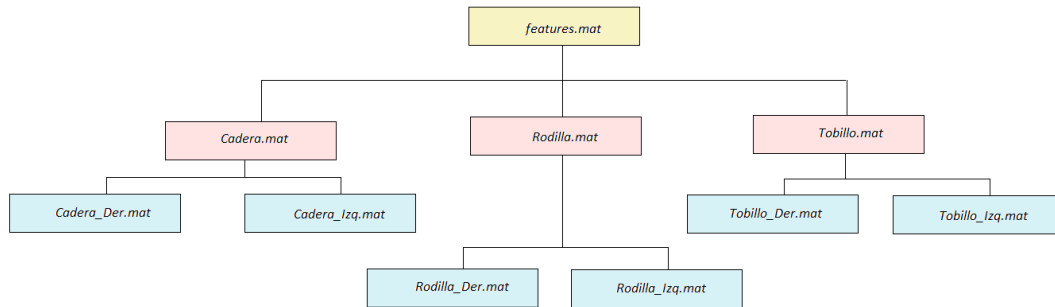


Figura 39. Clasificación por niveles de los datos obtenidos.

5.1.1 ANÁLISIS DE *features.mat*

Para comenzar con el análisis de los parámetros característicos de la marcha se realizará un primer análisis de los datos guardados en *features.mat* en busca de algún patrón que puedan seguir los parámetros. Para realizar este análisis habría sido conveniente realizar un primer filtrado en el que se eliminaran los espurios que pudiera haber. Sin embargo, como se ha explicado en el apartado anterior, la función encargada de filtrar los espurios eliminaba más de la mitad de los datos capturados, por lo que se decidió quitarla del procesado de datos y realizar el análisis de los parámetros característicos de la marcha sin ella.

El primer análisis que se ha realizado ha sido en función del parámetro *LimpSide* (lado de la cojera del usuario). Por tanto, encontraremos tres grupos de puntos definidos:

- Puntos rojos: Representan a los usuarios con cojera en el pie izquierdo (L).
- Puntos verdes: Representan a los usuarios que no presentan ningún tipo de cojera (N).
- Puntos azules: Representan a los usuarios con cojera en el pie derecho (R).

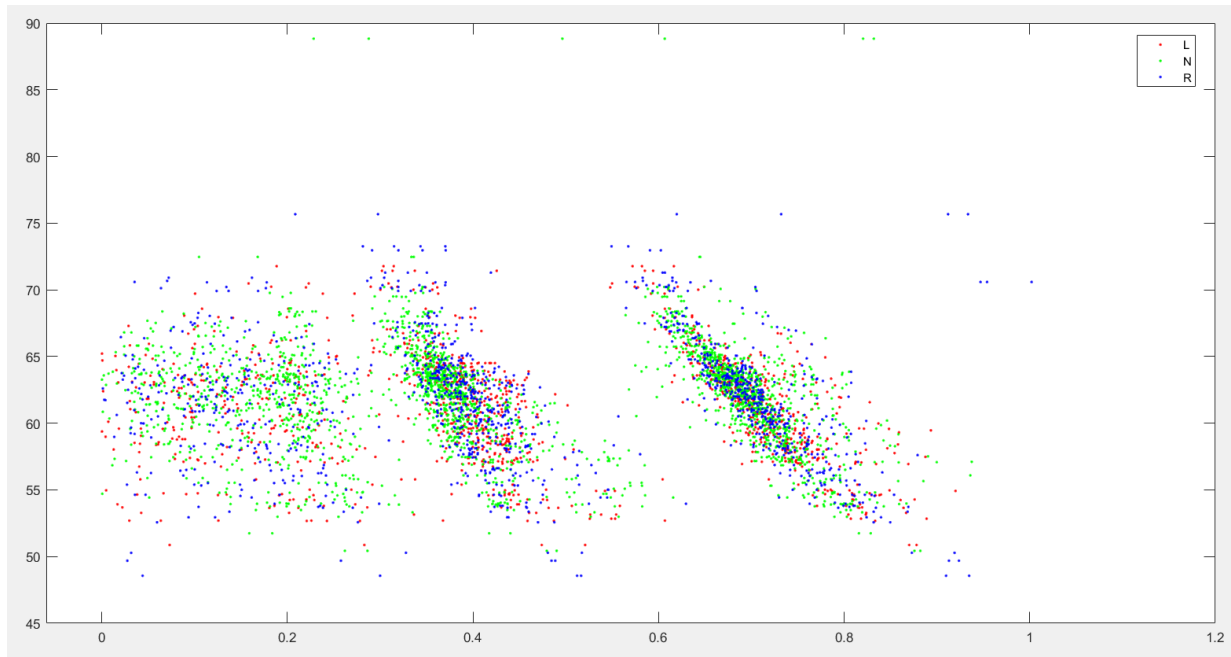


Figura 40. *Features.mat*. Tamaño de pulso negativo en el eje Z - Frecuencia en el eje X.

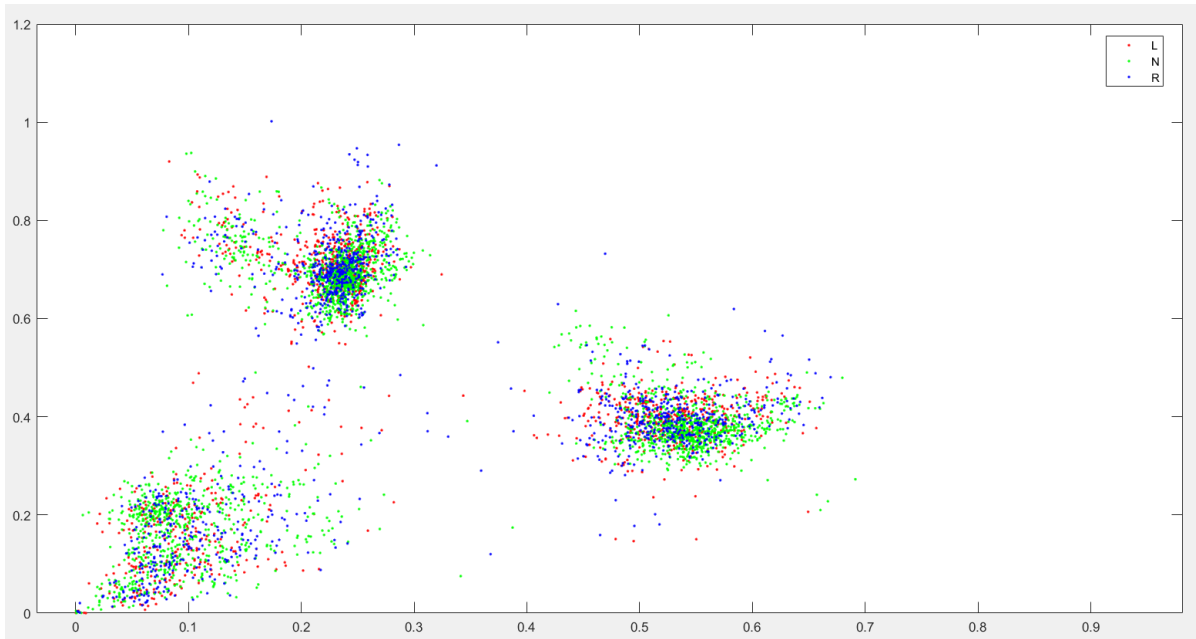


Figura 41. *Features.mat*. Tamaño de pulso positivo en el eje Z - Tamaño de pulso negativo en el eje X.

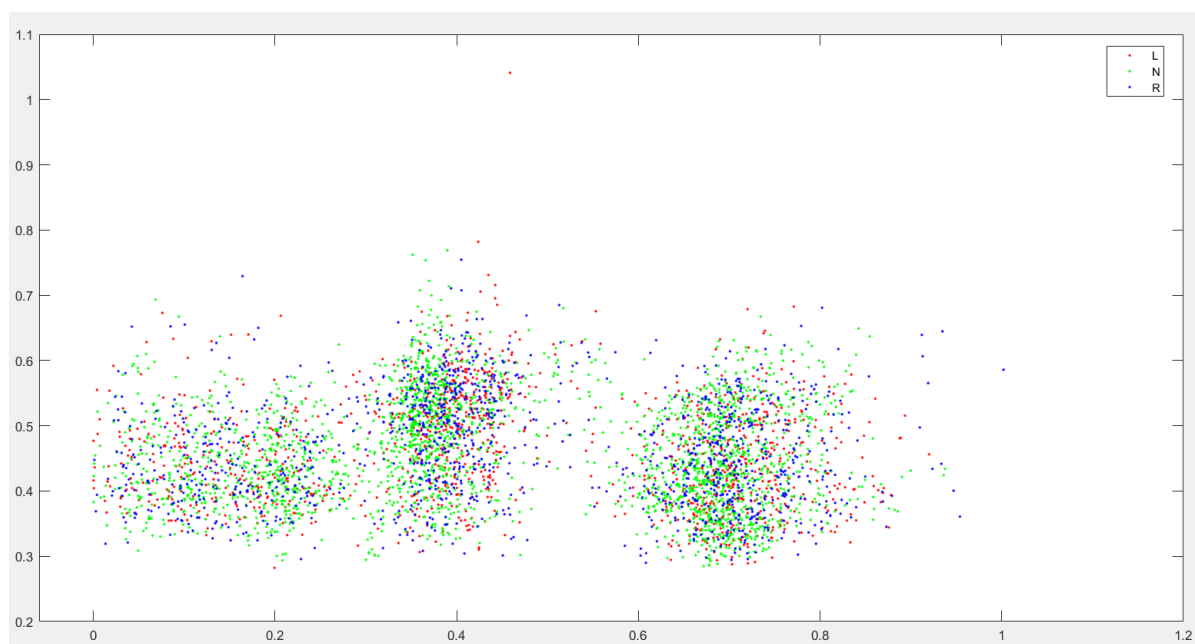


Figura 42. *Features.mat*. Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

Los parámetros que se han utilizado para graficar las figuras 40, 41 y 42 son sobre todo parámetros correspondientes al tamaño del pulso en el eje Z ya que eran los que más claramente mostraban una distinción. Se puede comprobar que estos parámetros forman tres grupos diferenciados de datos que son los datos pertenecientes a la cadera, las rodillas y los tobillos. Esta diferenciación en grupos se debe a que se han representado parámetros pertenecientes a la tabla *features.mat* que incluye los parámetros de la base de datos al completo. Sin embargo, de momento no se puede apreciar una clara diferenciación entre los datos de cojera derecha, los de cojera izquierda y los datos sin cojera.

Los tres grupos diferenciados pertenecen a cada una de las articulaciones del tren inferior de las que se han realizado las capturas, pero dentro de ellos no podemos apreciar si se tratan de parámetros pertenecientes a las articulaciones derechas o izquierdas. Para poder analizar bien los parámetros de cada lado habrá que separar los datos en función de las articulaciones.

5.1.2 ANÁLISIS DE *Cadera.mat*, *Rodilla.mat* y *Tobillo.mat*

Una vez realizado un primer análisis global de los parámetros se procede a diferenciar los parámetros por la articulación a la que pertenecen. Por lo que en este caso se han creado tres tablas diferentes que son *Cadera.mat*, *Rodilla.mat* y *Tobillo.mat*. Para realizar este análisis volveremos a graficar los parámetros en función del parámetro *LimpSide* (lado en el que se presenta la cojera), por lo que los colores a los que pertenecen los puntos serán los mismos que en el apartado anterior.

Los parámetros que primero se han analizado son los pertenecientes a la cadera (*Cadera.mat*). Estos se muestran en las figuras 43 y 44.

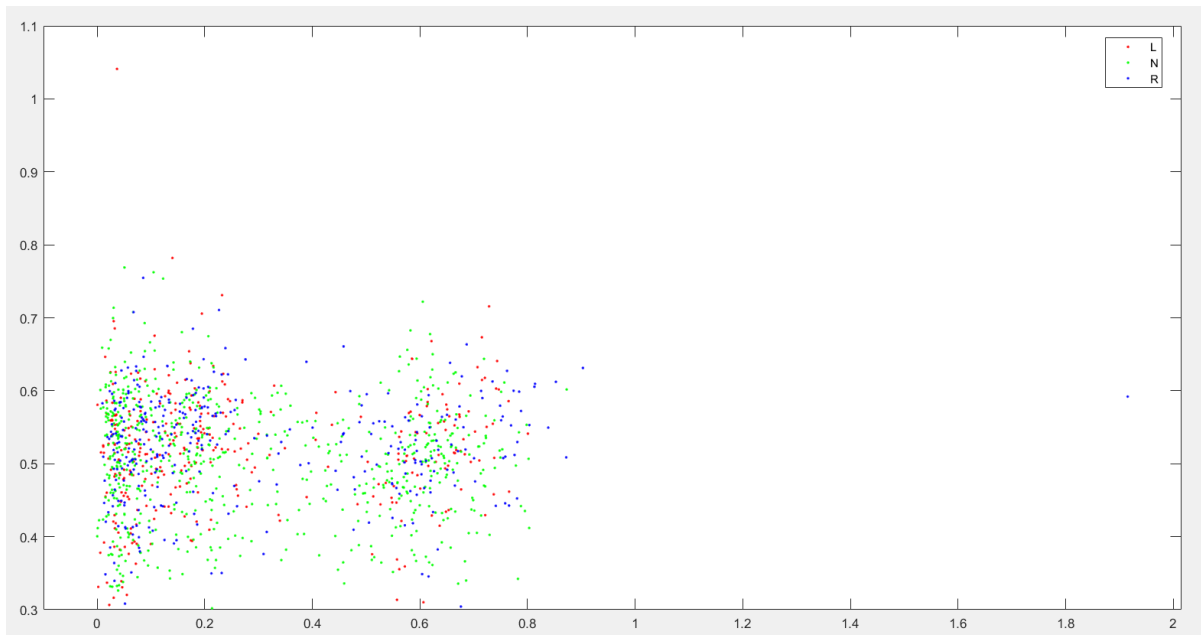


Figura 43. Cadera.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de balanceo en el eje X.

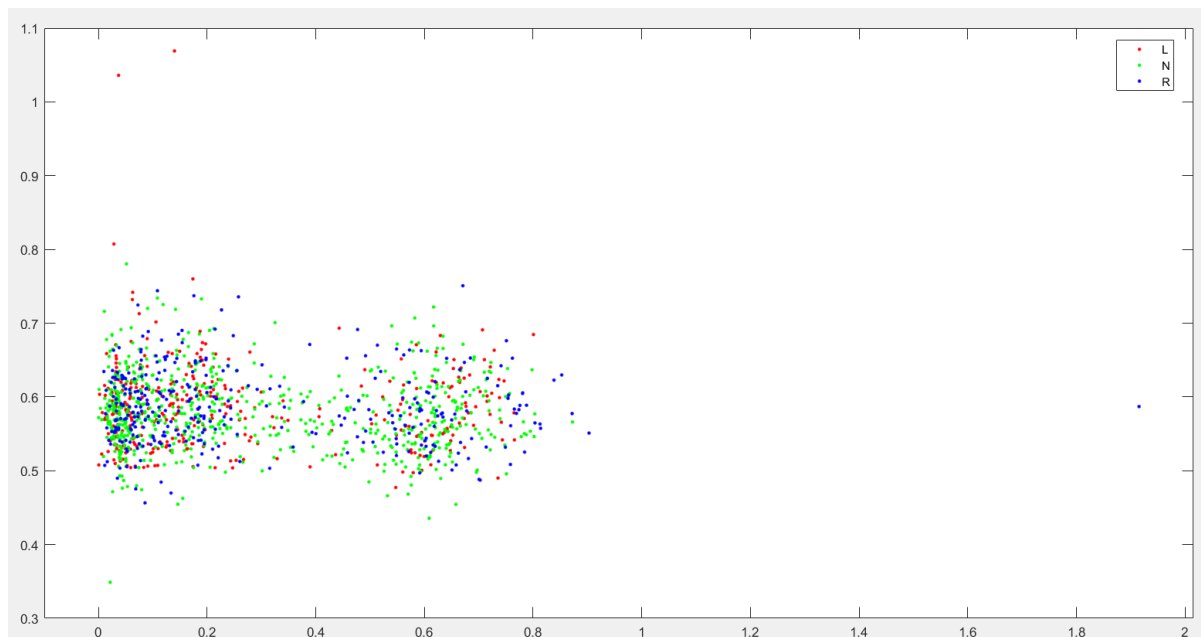


Figura 44. Cadera.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de apoyo en el eje Z.

En este caso los parámetros que mejor mostraban una clara diferenciación han sido los pertenecientes al eje Y. En ambas figuras pueden apreciarse que los datos se asocian en dos grupos separados que corresponden al lado derecho y al izquierdo.

Con este nuevo nivel de clasificación se sigue sin poder apreciar ningún tipo de distinción entre los datos de cojera en el lado derecho, datos de cojera en el lado izquierdo o datos sin cojera.

A continuación, se han analizado los datos pertenecientes a las rodillas (*Rodilla.mat*) en busca de alguna característica destacable.

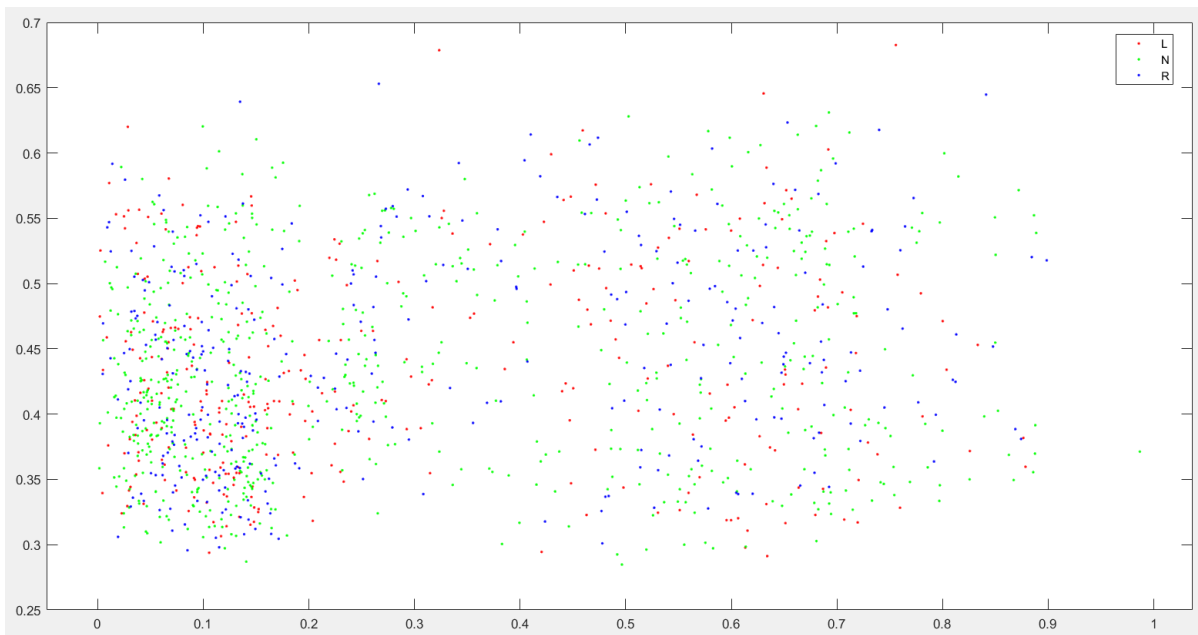


Figura 45. *Rodilla.mat*. Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de balanceo en el eje X.

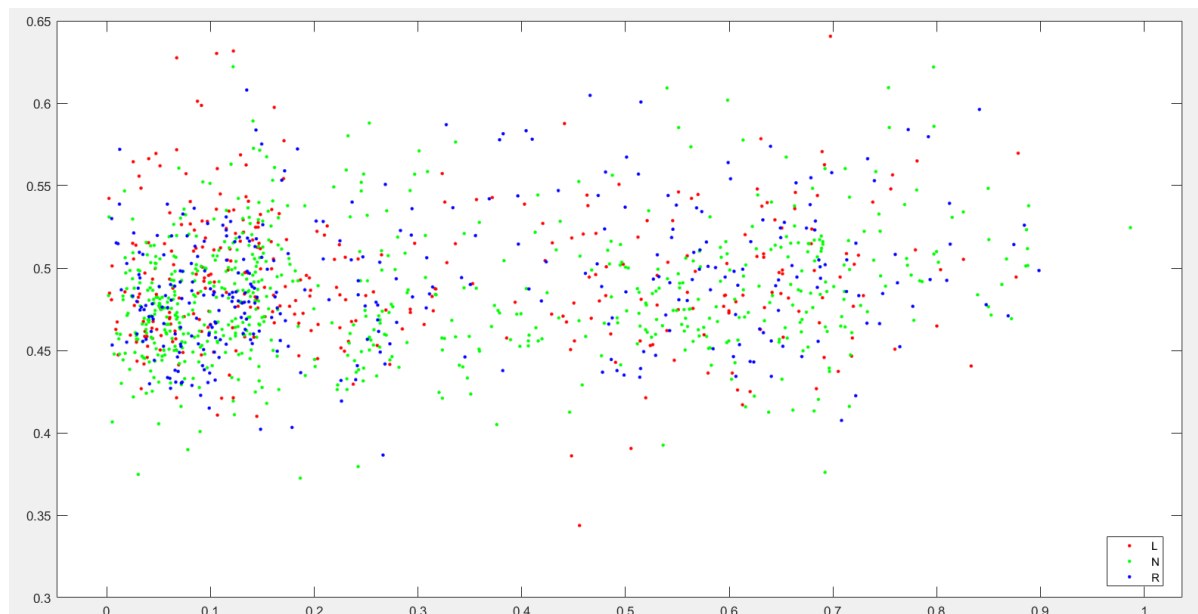


Figura 46. *Rodilla.mat*. Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de apoyo en el eje Z.

Mientras que para la cadera el eje que mejor mostraba una diferenciación entre grupos era el eje Y, para las rodillas esa diferenciación se aprecia de manera más clara en el eje X. Como en el caso de la cadera los dos grupos que se aprecian pertenecen a las articulaciones derecha e izquierda.

Finalmente, se ha realizado el mismo análisis para los datos pertenecientes a los tobillos mediante la graficación de los parámetros pertenecientes a *tobillo.mat*.

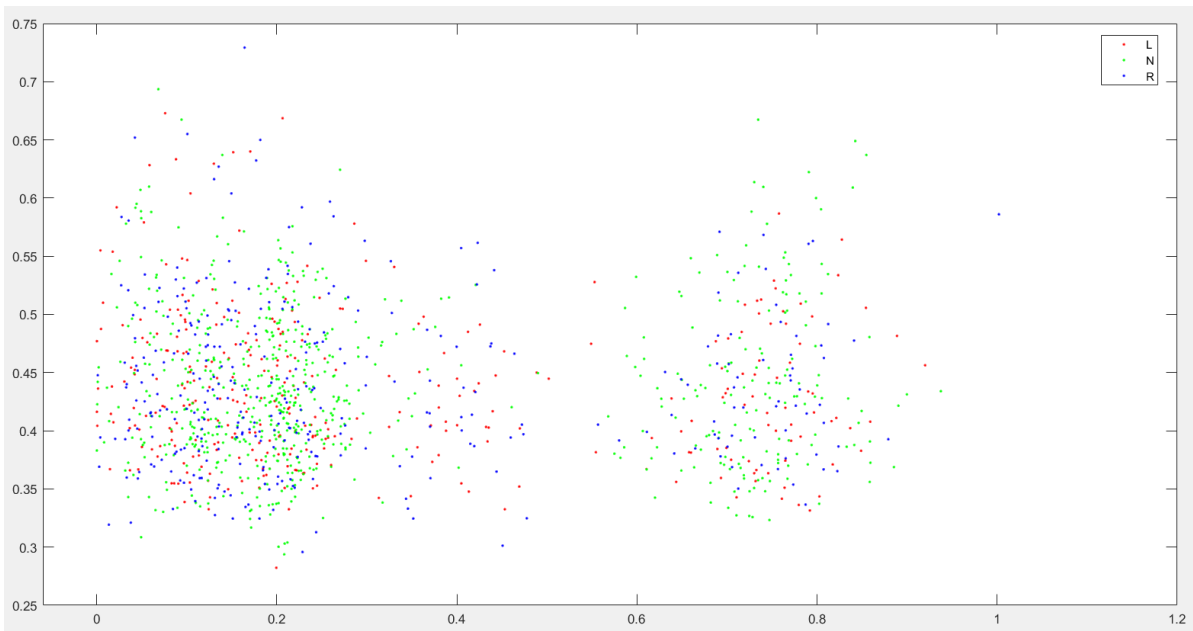


Figura 47. Tobillo.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

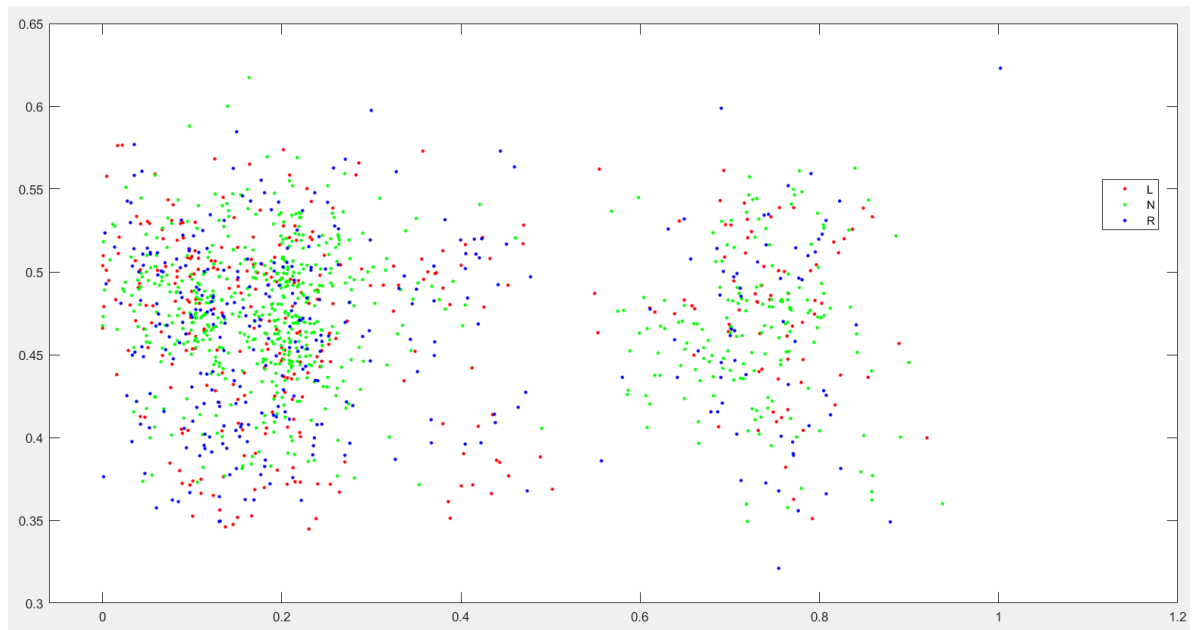


Figura 48. Tobillo.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje Z.

Para el caso de los tobillos el eje que mejor mostraba una clara diferenciación de los datos entre derecha e izquierda ha sido el eje Z.

Con los datos de las tres tablas ya analizados se puede concluir que los parámetros que mejor representan una diferenciación entre derecha e izquierda son el tamaño del pulso negativo (graficado en el eje X) y el tiempo de balanceo en el eje X y Tiempo de apoyo en el eje Z para

graficarlos en el eje Y. Sin embargo, dependiendo de la articulación de la que se trate, el parámetro tamaño del pulso negativo se apreciará más claramente en un eje distinto. Para la cadera el eje que mejor muestra esa distinción es el eje Y, en el caso de las rodillas será el eje X y en el caso de los tobillos se tratará del eje Z. Por otro lado, en ninguno de los tres casos se aprecia una distinción entre los datos con cojera en el pie izquierdo, cojera en el pie derecho o datos sin cojera.

Finalmente, se ha realizado una distinción dentro de cada articulación entre derecha e izquierda en busca de algún patrón o rasgo a destacar.

5.1.3 ANÁLISIS DE *Cadera_Der.mat*, *Cadera_Izq.mat*, *Rodilla_Der.mat*, *Rodilla_Izq.mat*, *Tobillo_Der.mat* y *Tobillo_Izq.mat*

A continuación, se realizará un análisis en el que se diferenciarán los datos capturados por articulación y por lado del que proceden. Para este caso se han creado seis tablas *Cadera_Der.mat*, *Cadera_Izq.mat*, *Rodilla_Der.mat*, *Rodilla_Izq.mat*, *Tobillo_Der.mat* y *Tobillo_Izq.mat*. Este análisis también se realizará en función del parámetro LimpSide por lo que los colores de los puntos se seguirán manteniendo.

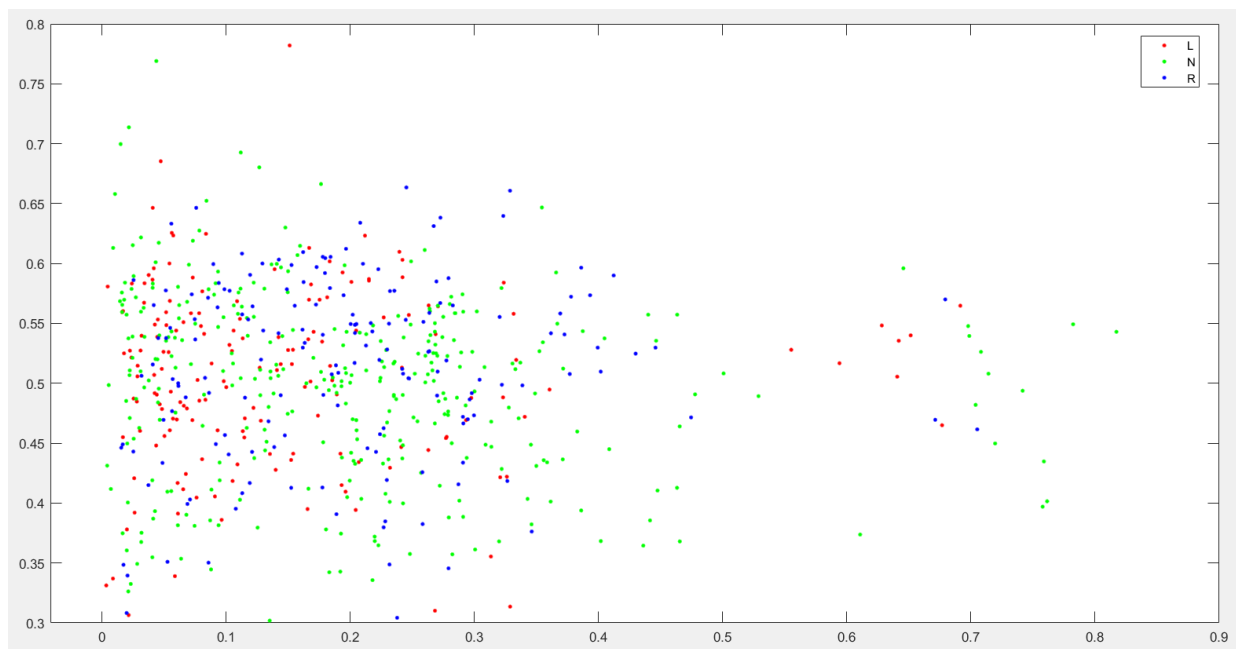


Figura 49. *Cadera_Der.mat*. Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de balanceo en el eje X.

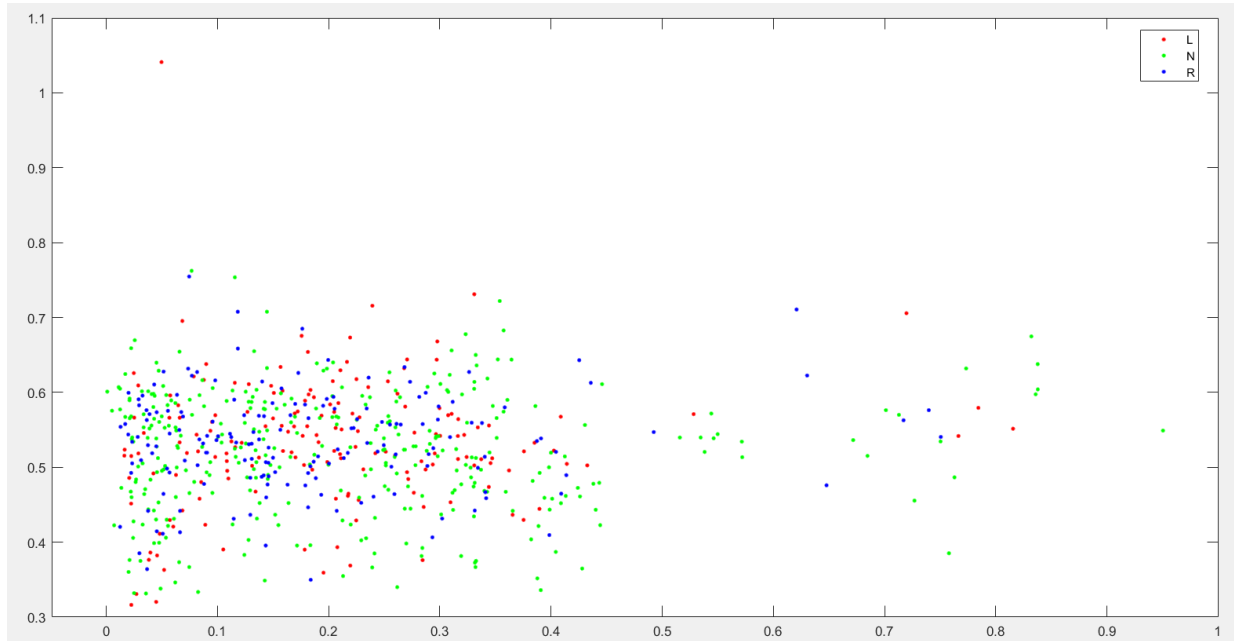


Figura 50. Cadera_Izq.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Y – Tiempo de balanceo en el eje X.

Observando las figuras 49 y 50 se puede comprobar que no existe ningún rasgo destacable que mencionar, ambas gráficas son muy similares y valores máximos y mínimos son muy parecidos. Sin embargo, en ninguno de los dos casos se aprecia diferenciación entre los datos con cojera o sin ella.

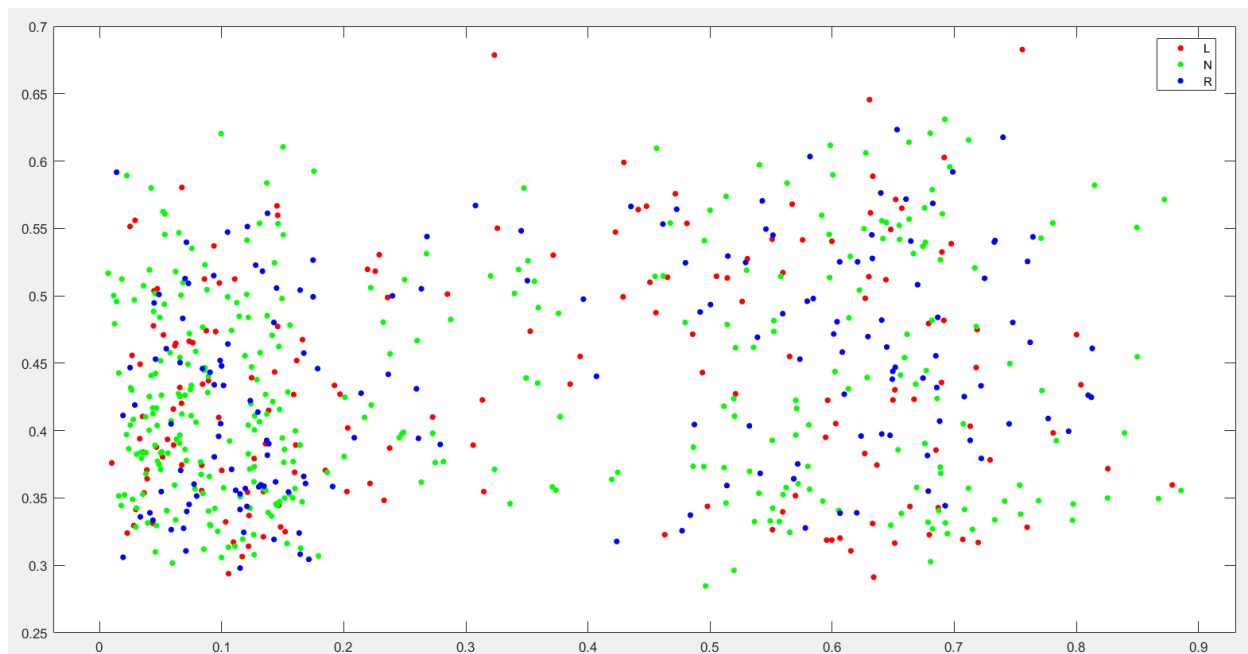


Figura 51. Rodilla_Der.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de balanceo en el eje Y.

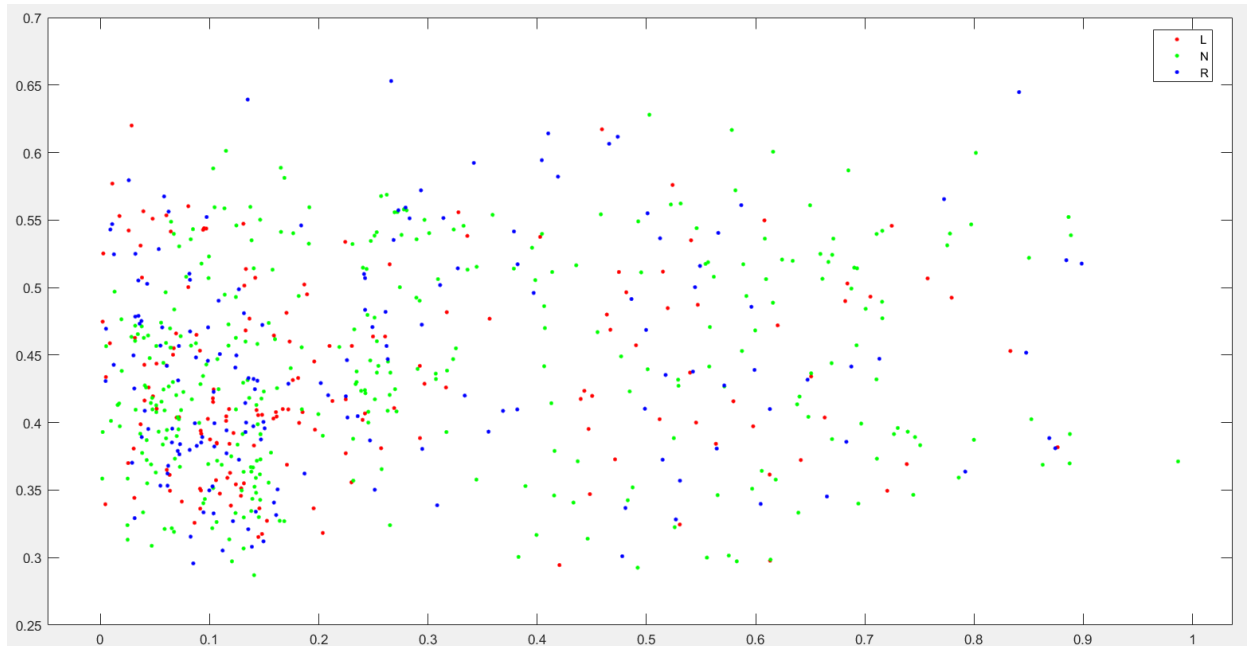


Figura 52. Rodilla_Izq.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje X – Tiempo de balanceo en el eje Y.

En el caso de la rodilla ocurre algo muy similar a la cadera, ambos lados son muy similares, pero no se aprecia ninguna diferenciación entre datos con cojera y sin cojera. Cabe destacar que, sí que pueden diferenciarse dos grupos de datos dentro de un mismo lado, pero esto puede ser debido a otros factores externos que se analizarán más adelante como la edad, el peso o el género.

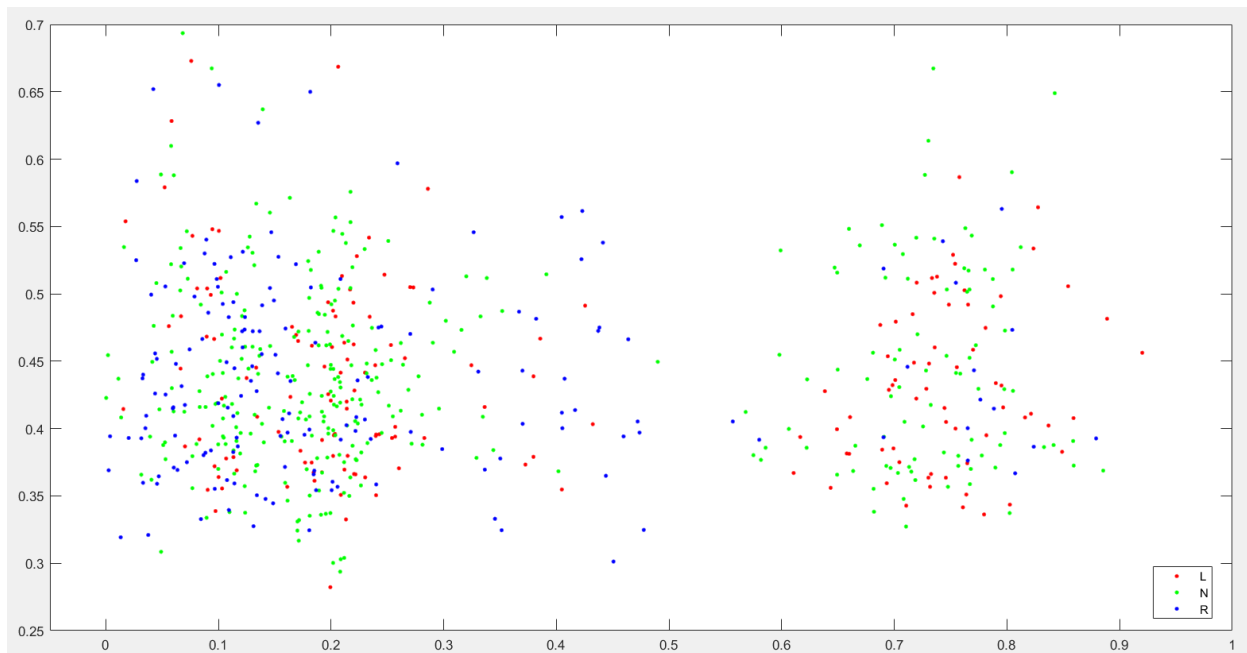


Figura 53. Tobillo_Der.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

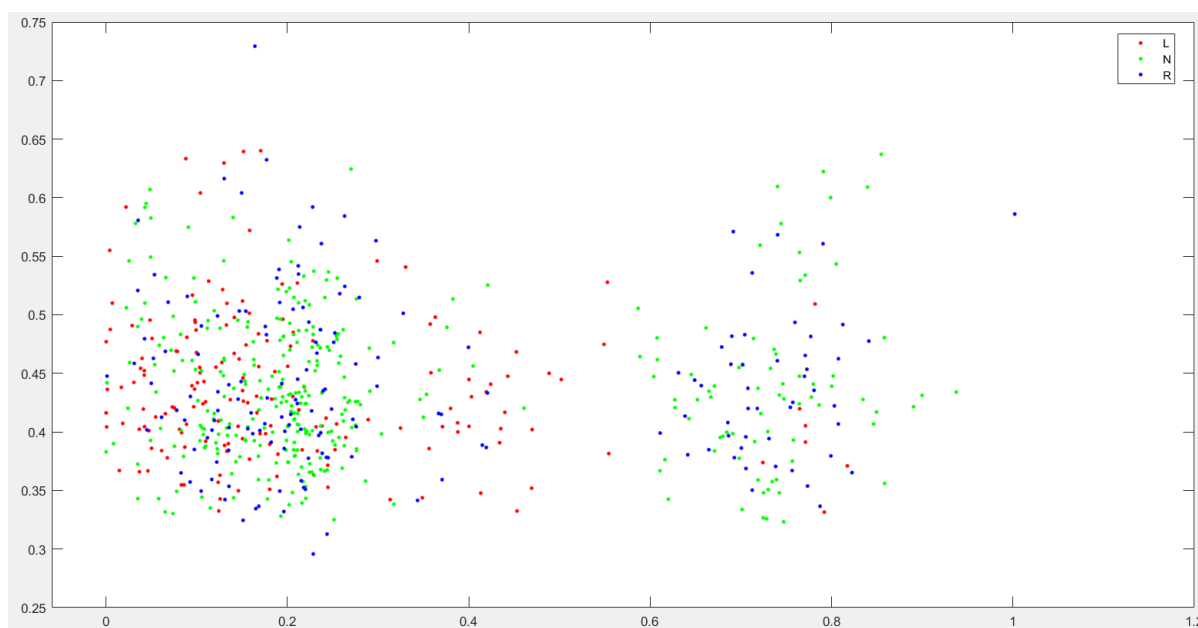


Figura 54. Tobillo_Izq.mat. Tamaño de pulso negativo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

Finalmente se han analizado los datos de ambos tobillos y el resultado es muy similar al de los dos casos anteriores. Ambas gráficas son muy similares y no se puede apreciar una clara diferenciación entre los datos con cojera de los datos sin cojera. En este caso ocurre igual que con los datos de la rodilla, los parámetros se agrupan formando dos grupos que pueden deberse a otro tipo de factores.

Para analizar estos datos de los dos lados se han utilizado los mismos parámetros en los ejes que en el apartado anterior (5.1.3) debido a que eran los parámetros que mejor mostraban rasgos destacables de los datos.

5.1.4 ANÁLISIS EN FUNCIÓN DE OTRO TIPO DE FACTORES

Como en el apartado anterior se ha observado que los parámetros se agrupan en función de otro tipo de factores se ha decidido realizar un análisis con otros parámetros para comprobar si influyen en los parámetros de la marcha. En todos los casos se han analizado datos de la cadera, la rodilla y el tobillo esto es debido a que patrones que no son apreciables en la cadera pueden ser apreciables en las rodillas o los tobillos.

El primer análisis que se va a realizar va a ser en función de la edad de los usuarios que forman la base de datos. Debido a que el abanico de edades era muy amplio se decidió agruparlos en tres grupos distintos en función de su edad:

- Grupo 1: Usuarios cuya edad se encuentren entre 18 y 25 años (rojo).
- Grupo 2: Usuarios cuya edad se encuentren entre 25 y 50 años (verde).
- Grupo 3: Usuarios cuya edad se encuentren entre 50 y 60 años (azul).

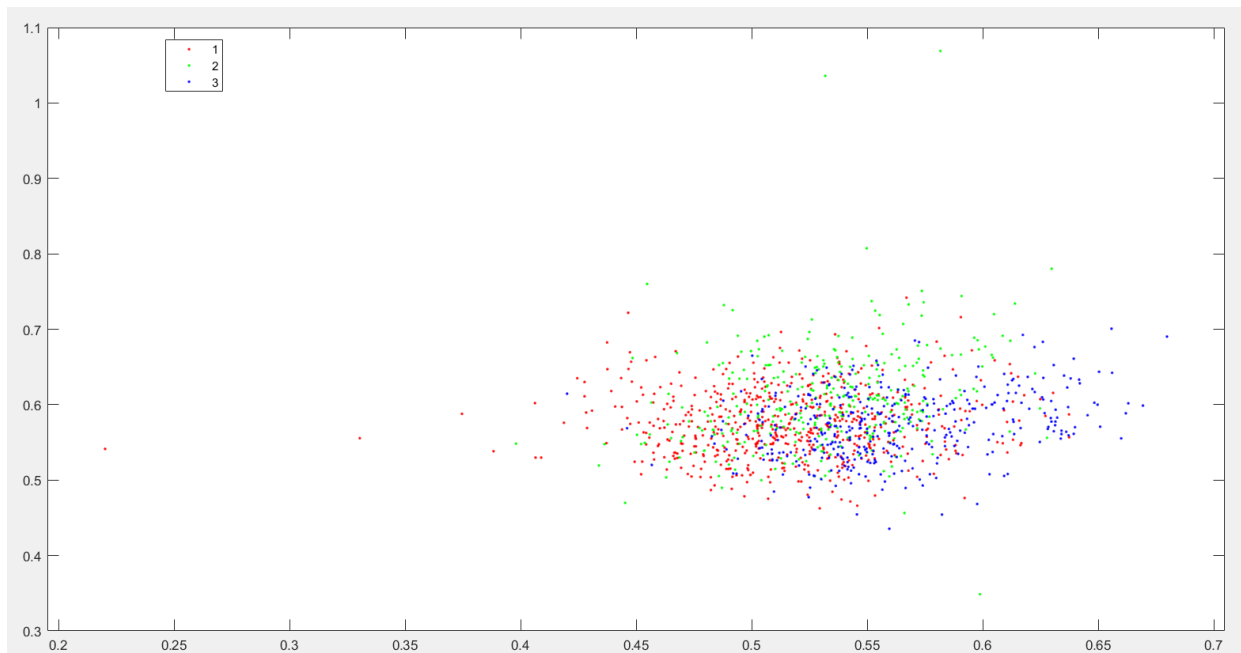


Figura 55. *Cadera.mat*. Tamaño de pulso positivo en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje Z.

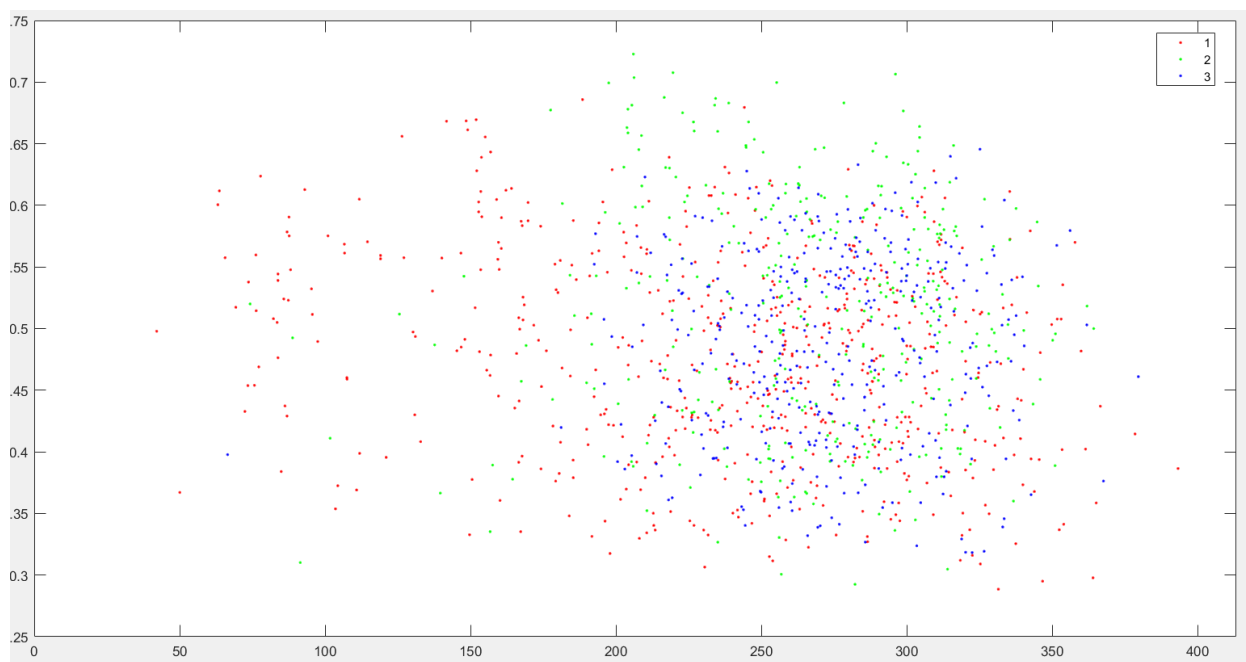


Figura 56. *Rodilla.mat*. Pendiente de subida en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje X.

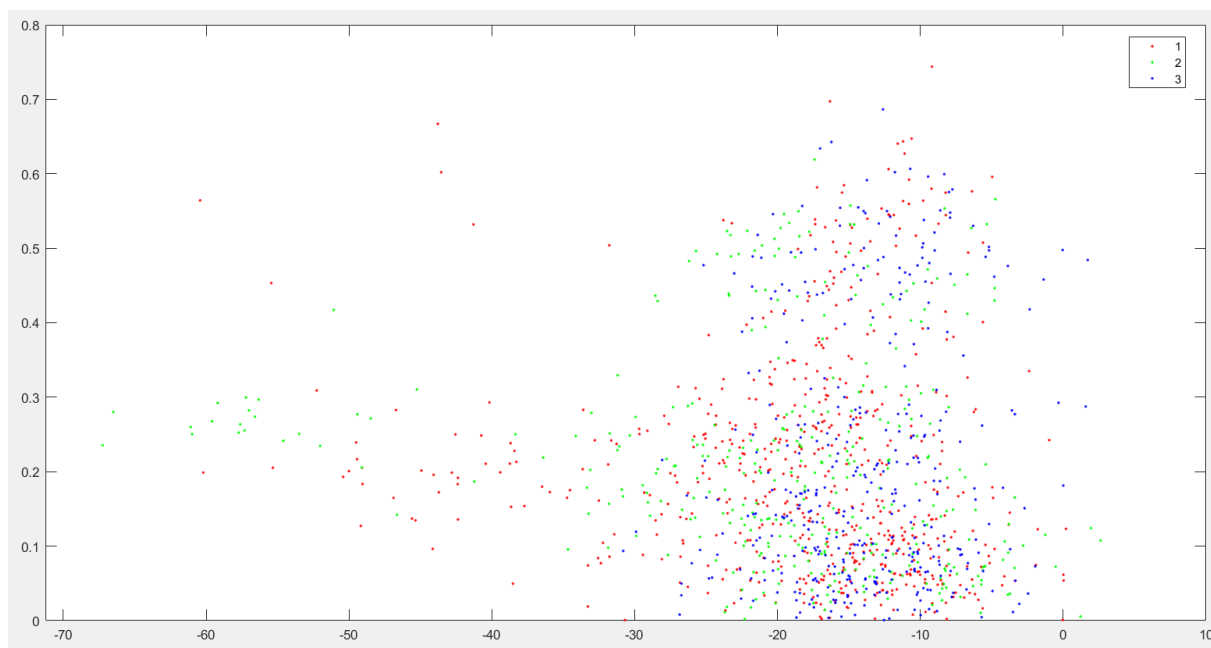


Figura 57. Tobillo.mat. Angulo mínimo en el eje Y – Tamaño de pulso negativo en el eje Y.

En las figuras 55, 56 y 57 se muestra un análisis de los parámetros de la marcha en función de la edad de los usuarios que forman la base de datos. Se han separado en función a la que pertenecen porque no tendría sentido analizar datos de la cadera con las rodillas o con los tobillos. En la figura 53 muestra los datos pertenecientes a la cadera y es donde más claramente se aprecia una diferenciación entre los distintos grupos de edad a los que pertenecen los usuarios.

El segundo análisis que se va a realizar va a ser en función del peso de los usuarios que forman la base de datos. Como en el caso anterior, debido a que el abanico de peso era muy amplio se decidió agruparlos en tres grupos distintos en función de su masa corporal:

- Grupo 1: Usuarios cuyo peso sea menor de 70 kg (rojo).
- Grupo 2: Usuarios cuyo peso se encuentren entre 70 y 79 kg (verde).
- Grupo 3: Usuarios cuyo peso sea mayor de 80 kg (azul).

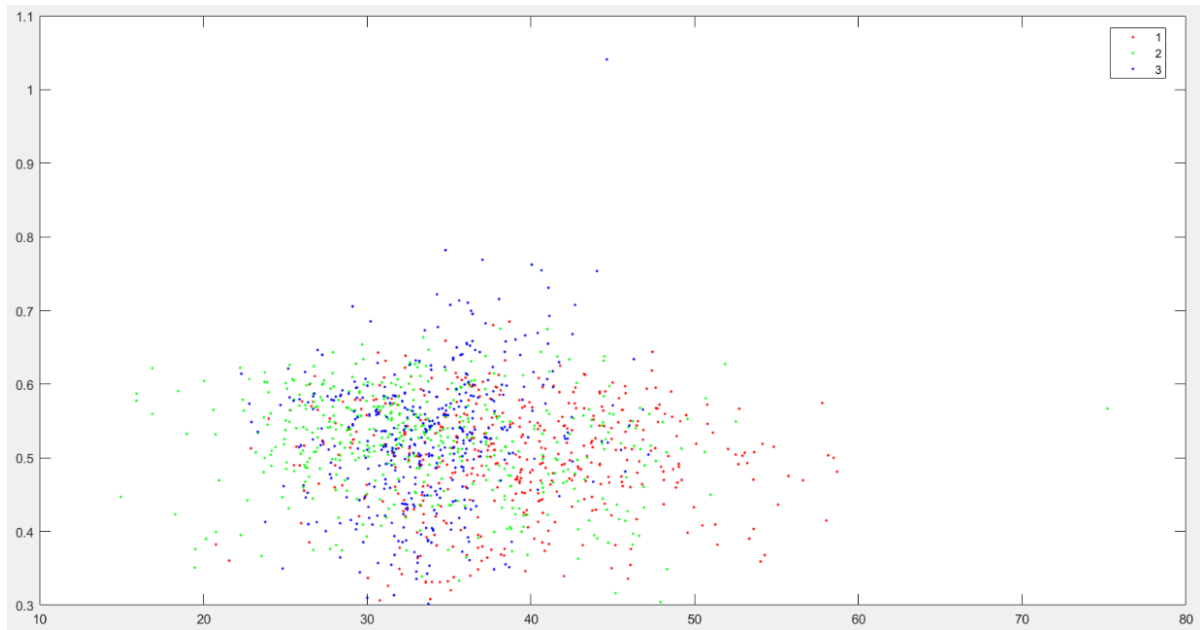


Figura 58. *Cadera.mat*. Ángulo máximo en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

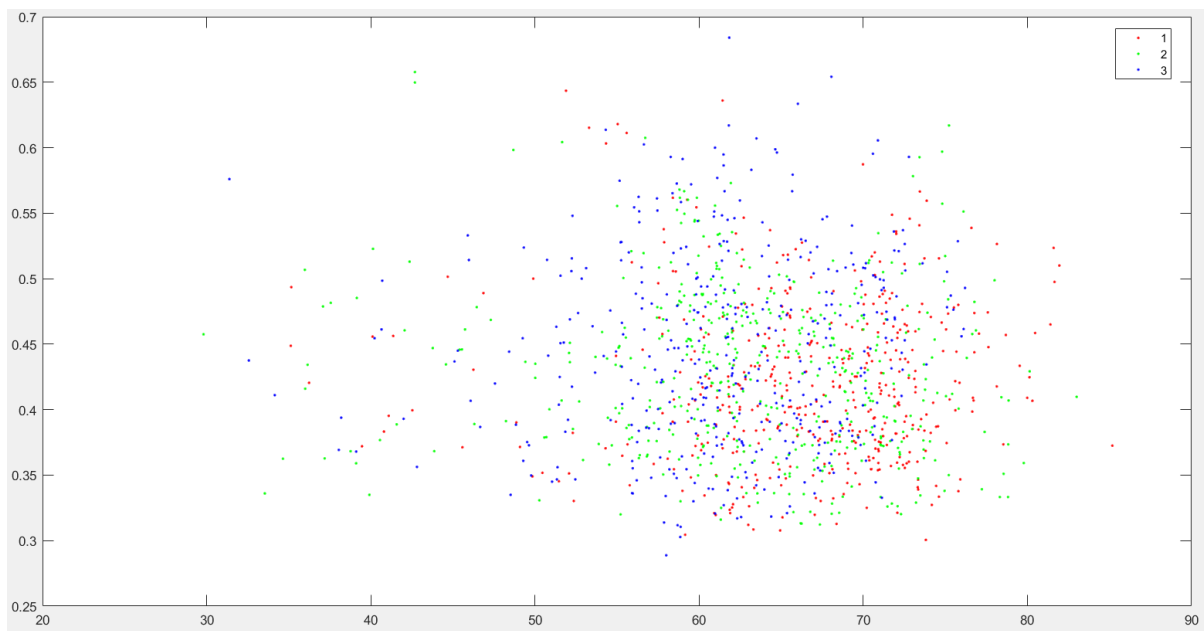


Figura 59. *Rodilla.mat*. Ángulo máximo en el eje Z – Tiempo de apoyo en el eje Y.

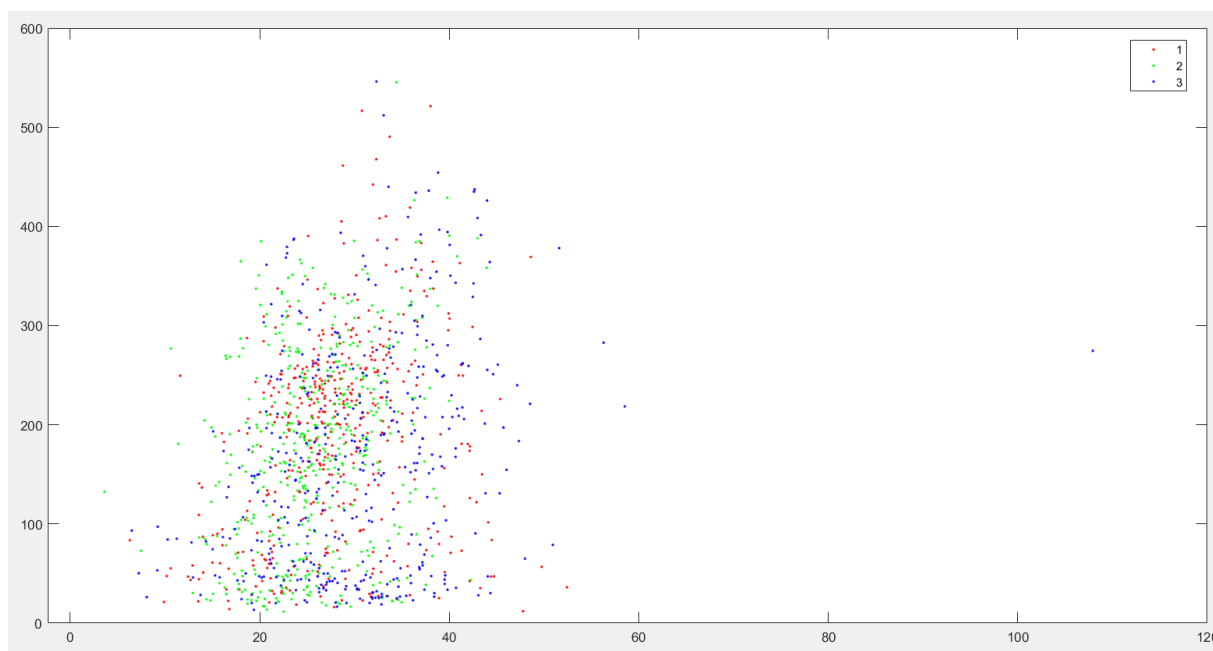


Figura 60. Tobillo.mat. Ángulo máximo en el eje Z – Pendiente de subida en el eje Z.

Para el caso del peso también se pueden apreciar tres grupos de usuarios, pero con menor claridad que en el análisis de la edad. Como en el caso anterior los parámetros pertenecientes a la cadera (figura 58) son en los que más claramente se puede apreciar una diferenciación entre los tres rangos de peso.

Analizar los parámetros en función del peso no ofrece resultados tan claros como en función de la edad, por lo que el peso no será un buen indicador a la hora de buscar algún tipo de patología en la marcha.

Para finalizar se realizará un análisis de los parámetros en función del género de los usuarios. En este caso no se han formado más grupos ya que solo teníamos dos opciones masculino o femenino.

- Grupo 1: Usuarios de género masculino (azul).
- Grupo 2: Usuarios de género femenino (rojo).

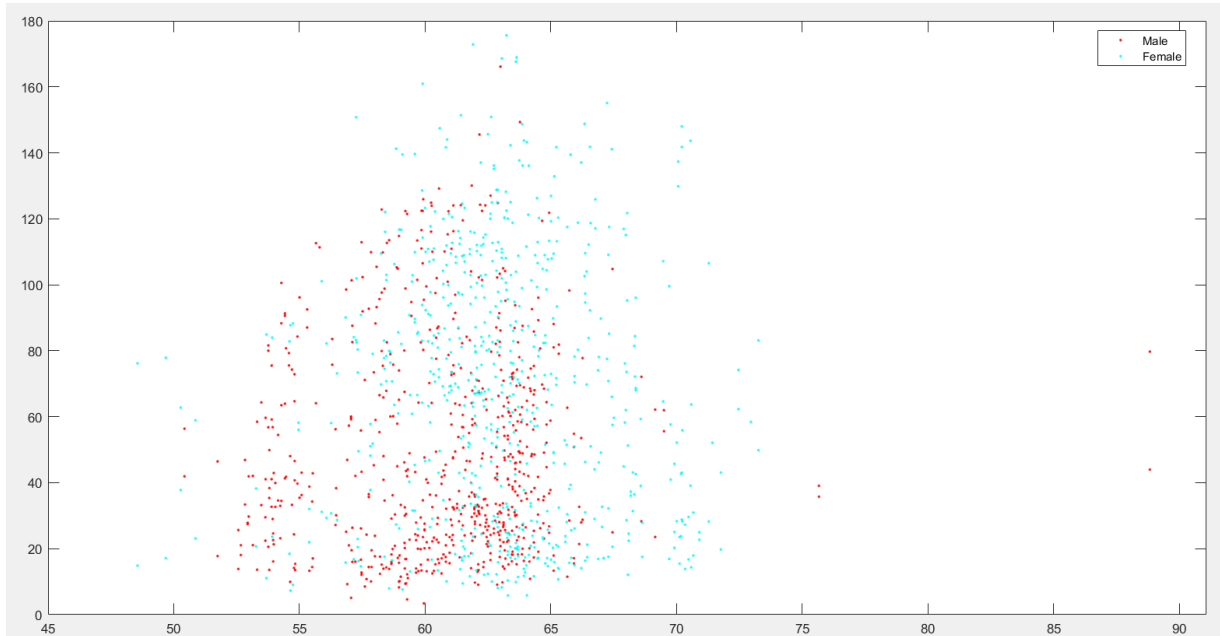


Figura 61. *Cadera.mat*. Frecuencia en el eje Z – Pendiente de subida en el eje X.

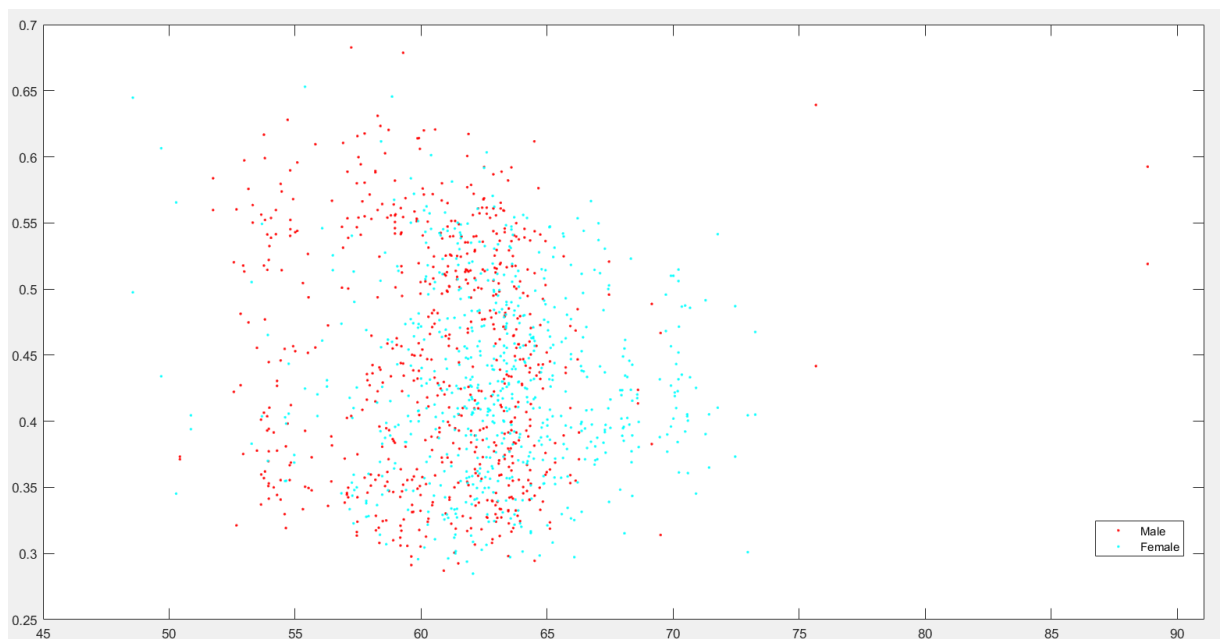


Figura 62. *Rodilla.mat*. Frecuencia en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

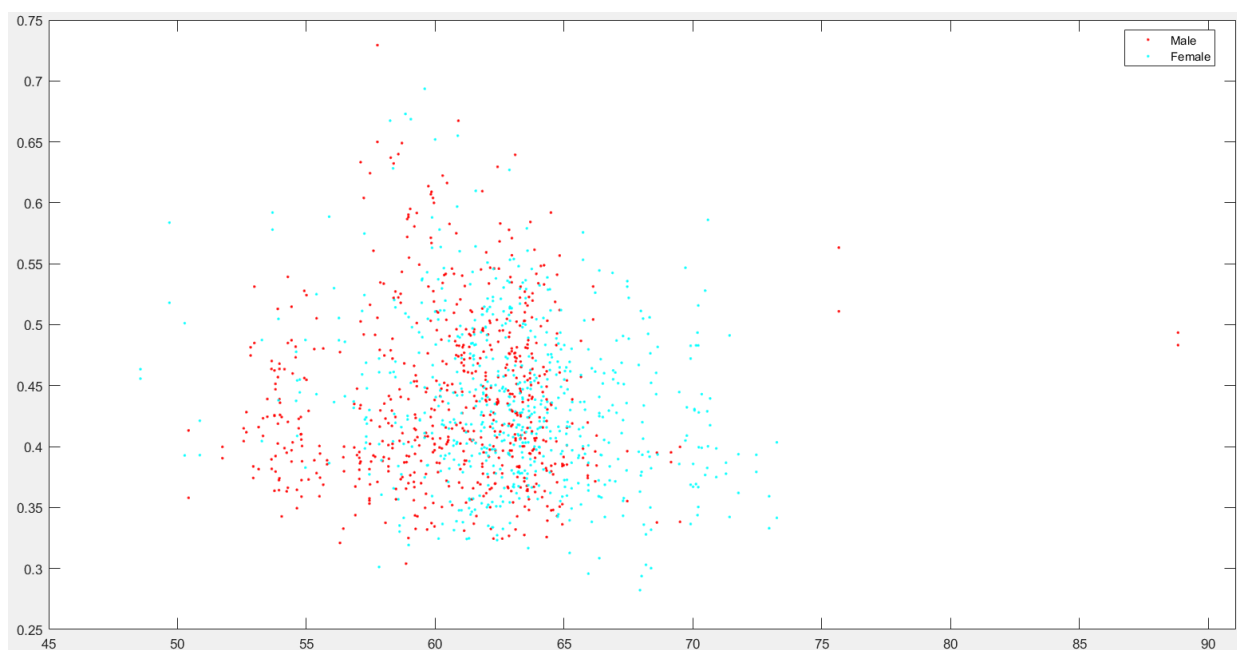


Figura 63. *Tobillo.mat*. Frecuencia en el eje Z – Tiempo de balanceo en el eje X.

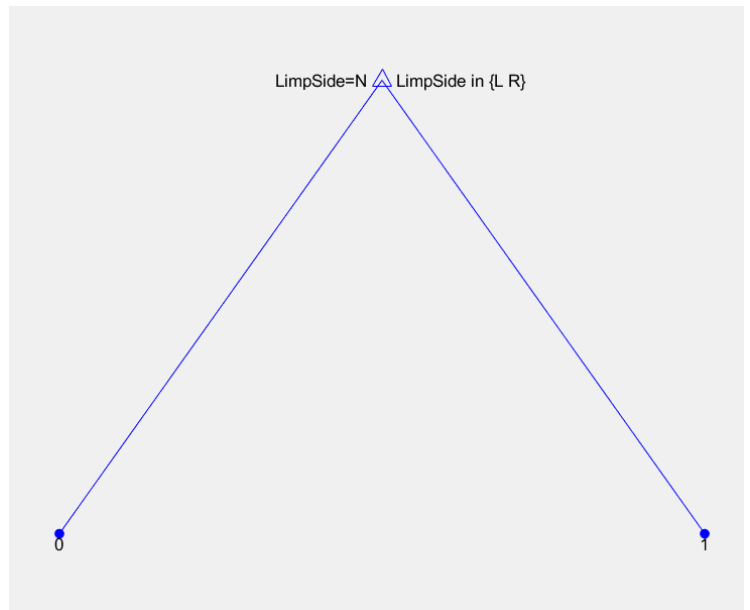
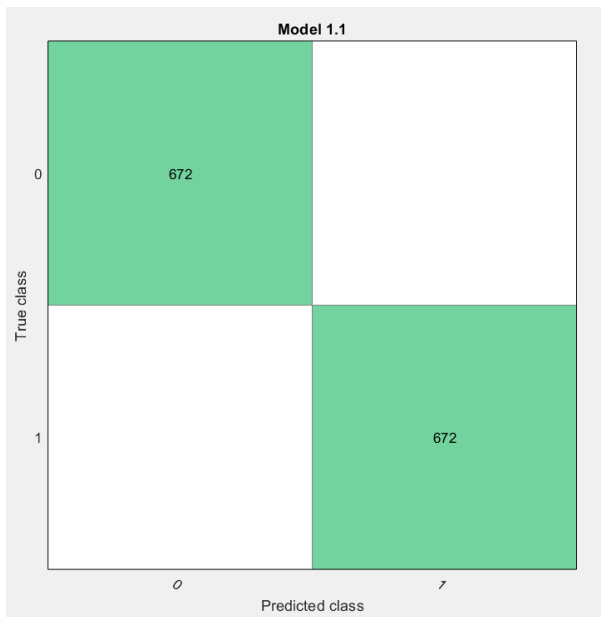
Este último análisis se ha realizado en función del género de los usuarios. En los tres casos que muestran las figuras 61 (cadera), 62 (rodillas) y 63 (tobillos) se puede apreciar con claridad los dos grupos que se forman. Esto es debido a que las mujeres y los hombres no caminan de la misma forma, ni con la misma postura.

Se podría concluir que, analizar los parámetros en función del género del usuario si puede ser un buen indicador a la hora de buscar algún rasgo característico de la marcha.

5.2 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS UTILIZANDO *MACHINE LEARNING*

Otra opción de análisis interesante para analizar los parámetros de la marcha podría ser mediante la utilización de *Machine Learning*, que nos permite hacer un reconocimiento de los patrones que siguen los datos del análisis y generar un clasificador que nos indique dentro de un conjunto de datos cuales tienen cojera y cuáles no. En este caso, igual que en los análisis anteriores, se analizarán los datos de cada articulación por separado comenzando por la cadera.

Para los datos de la cadera se obtuvo una precisión del 100% con el método de análisis Árboles de decisión (2.3.1). Esto quiere decir que todos los ejemplos que se predijeron pertenecían a su clase, y que los casos con y sin cojera son iguales de clasificar en cuanto a facilidad.



Figuras 64 y 65. Matriz de confusión y árbol de decisión para los datos de *Cadera.mat* en función de Limp.

Para los datos de las rodillas y los tobillos los resultados son los mismos por lo que se pasará a realizar otro tipo de análisis.

A continuación, se ha realizado un nuevo análisis para detectar si hay cojera y en el caso de que la hubiera el lado al que pertenece la cojera ('R', 'L' o 'N') e igual que en el caso anterior comenzaremos el análisis con los datos de la cadera. Para los datos de la cadera el método que mejor resultados obtiene son los métodos *Ensemble* (2.3.1) con una precisión del 83.3%.



Figura 66. Matriz de confusión para los datos de *Cadera.mat* en función de LimpSide.

Con la inclusión de una nueva clase (lado de la cojera) la precisión de clasificador disminuye obteniendo un menor número de casos clasificados correctamente (figura 65). En este caso la clase que mejor se clasifica es en la que no hay cojera ('N'), seguida por la cojera en el lado derecho ('R') y por último el lado izquierdo ('L'). En este caso los resultados obtenidos para las rodillas y los tobillos son similares.

Finalmente, se ha realizado un análisis en función del género de los usuarios, que es el parámetro que mejores resultados había dado en el apartado anterior, los datos con los que se iniciará el análisis serán los datos de la cadera. Para este análisis los mejores resultados han sido con el método *Logistic Regression* (2.3.1) con una precisión de 98.9%.

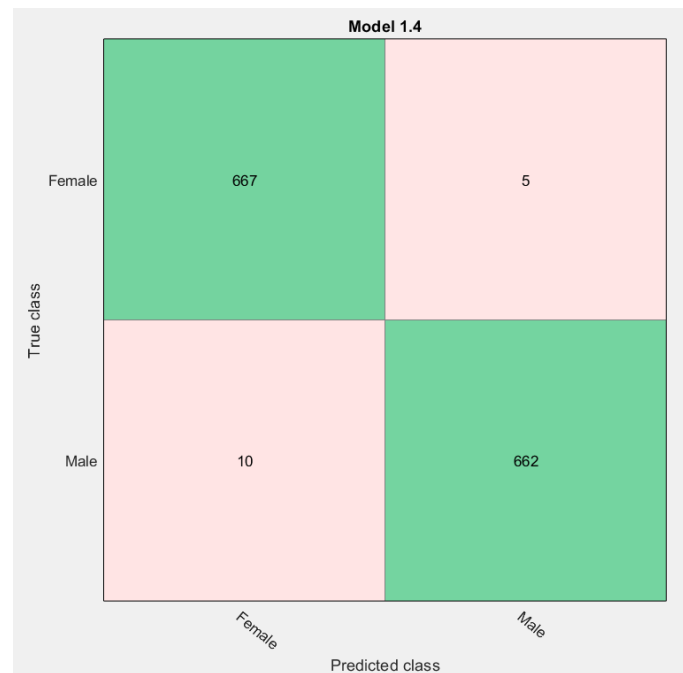


Figura 67. Matriz de confusión para los datos de *Cadera.mat* en función de Género.

Con este clasificador los datos que más fácilmente se clasifican son los datos de las mujeres. Sin embargo, hubo 10 casos en los que se predijo que era un usuario femenino, pero en realidad se trataba de un usuario masculino y solo en 5 casos en los que se predijo que se trataba de un usuario masculino cuando en realidad se trataba de un usuario femenino.

6 CONCLUSIONES

Para concluir se recogerán las principales conclusiones obtenidas a partir del análisis de los parámetros de la marcha humana y la marcha patológica.

La conclusión más clara que se ha sacado es que no se puede clasificar los parámetros de la marcha entre usuarios sanos y usuarios sanos que simulan una patología. Como se ha comprobado en los resultados anteriores en ninguno de ellos se ha visto una clara diferenciación entre los usuarios que simulaban la patología y los usuarios que estaban sanos. Esta conclusión podría extrapolarse a diversas aplicaciones, como, por ejemplo, en un juicio para comprobar si un sujeto está fingiendo o no, una lesión.

Sin embargo, si se han apreciado diferenciaciones a la hora de clasificar los datos por la articulación a la que pertenecen o por el lado del que proviene esa señal. También se han realizado análisis en función de otros parámetros externos como la edad, el peso o el género de los usuarios. En el caso de la edad y el género sí que se ha visto una mayor clasificación de los usuarios, pero con el factor del peso no había casi diferenciación por lo que no sería un buen indicador para realizar futuros análisis.

Por último, se realizó un análisis de los parámetros mediante *Machine Learning* obteniendo muy buenos resultados, y consiguiendo diferenciar usuarios con patología y usuarios sin ellas.

6.1 LINEAS FUTURAS.

A la hora de realizar futuros análisis de la marcha normal y patológica sería de gran ayuda buscar otro método de captura de movimiento que consiga diferenciar entre usuarios sanos y usuarios que estén fingiendo alguna lesión y buscar otra línea de análisis que permita obtener resultados a partir de estos datos.

Además, al formar parte de un proyecto de GUTI [4] este análisis y la creación de la base de datos se utilizarán para el desarrollo de un dispositivo capaz de detectar si un usuario tiene alguna patología y de qué patología se trata.

7 BIBLIOGRAFÍA

- [1] R. Joyseeree, R. Abou Sabha, and H. Mueller, "Applying Machine Learning to Gait Analysis Data for Disease Identification," *Stud. Health Technol. Inform.*, vol. 210, pp. 850–854, 2015.
- [2] T. Villar San Pío, M. . Mesa Lampré, A. B. Esteban Gimeno, A. C. Sanjoaquín Romero, and E. Fernández Arin, "Alteraciones de la marcha, inestabilidad y caídas," *Tratado Geriatr. para Resid.*, pp. 199–209, 2006.
- [3] Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea, "Reglamento (UE) 2016/ 679 del Parlamento Europeo y del Consejo de 27 de abril de 2016 relativo a la protección de las personas físicas en lo que respecta al tratamiento de datos personales y a la libre circulación de estos datos y por el que se deroga la," *D. Of. la Unión Eur.*, vol. 2014, p. 88, 2016.
- [4] "Home - GUTI." [Online]. Available: <http://guti.uc3m.es/>. [Accessed: 16-Jun-2019].
- [5] "MATLAB - El lenguaje del cálculo técnico - MATLAB & Simulink." [Online]. Available: <https://es.mathworks.com/products/matlab.html>. [Accessed: 16-Jun-2019].
- [6] A. Puig-Diví, "Biomecánica Y Patomecánica de la marcha humana," p. 26.
- [7] J. Perry and J. . & Burnfield, *Gait Analysis Normal and Pathological Function (2ª edición)*. 2010.
- [8] E. Viel and F. & Plas, "Movimientos del esqueleto: del inicio de la marcha a la velocidad de cruceo.," 202AD.
- [9] S. C. White and D. A. Winter, "Predicting muscle forces in gait from EMG signals and musculotendon kinematics," *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 2, no. 4, pp. 217–231, Jan. 1992.
- [10] A. N. M. Gomatam and S. Sasi, "Multimodal gait recognition based on stereo vision and 3D template matching.," pp. 405–410, 2004.
- [11] C. Mummolo, L. Mangialardi, and J. H. Kim, "Quantifying Dynamic Characteristics of Human Walking for Comprehensive Gait Cycle," *J. Biomech. Eng.*, vol. 135, no. 9, p. 091006, Jul. 2013.
- [12] H. Stolze *et al.*, "Typical features of cerebellar ataxic gait.," *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 73, no. 3, pp. 310–2, Sep. 2002.
- [13] D. L. Waters, L. Hale, A. M. Grant, P. Herbison, and A. Goulding, "Osteoporosis and gait and balance disturbances in older sarcopenic obese New Zealanders," *Osteoporos. Int.*, vol. 21, no. 2, pp. 351–357, Feb. 2010.
- [14] A. Muro-de-la-Herran, B. García-Zapirain, and A. Méndez-Zorrilla, "Gait analysis methods: An overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications," *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 2, pp. 3362–3394, 2014.
- [15] J. Afilalo *et al.*, "Gait Speed as an Incremental Predictor of Mortality and Major Morbidity in Elderly Patients Undergoing Cardiac Surgery," *J. Am. Coll. Cardiol.*, vol. 56, no. 20, pp. 1668–1676, Nov. 2010.
- [16] G. R. Cutter *et al.*, "Development of a multiple sclerosis functional composite as a clinical

- trial outcome measure.," *Brain*, vol. 122 (Pt 5), pp. 871–82, May 1999.
- [17] J. C. Hobart, A. Riazi, D. L. Lamping, R. Fitzpatrick, and A. J. Thompson, "Measuring the impact of MS on walking ability: the 12-Item MS Walking Scale (MSWS-12).," *Neurology*, vol. 60, no. 1, pp. 31–6, Jan. 2003.
 - [18] A. Holland, R. J. O'Connor, A. J. Thompson, E. D. Playford, and J. C. Hobart, "Talking the talk on walking the walk," *J. Neurol.*, vol. 253, no. 12, pp. 1594–1602, Dec. 2006.
 - [19] M. E. Tinetti, "Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients.," *J. Am. Geriatr. Soc.*, vol. 34, no. 2, pp. 119–26, Feb. 1986.
 - [20] S. Mathias, U. S. Nayak, and B. Isaacs, "Balance in elderly patients: the "get-up and go" test.," *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 67, no. 6, pp. 387–9, Jun. 1986.
 - [21] L. Wolfson, R. Whipple, P. Amerman, and J. N. Tobin, "Gait assessment in the elderly: a gait abnormality rating scale and its relation to falls.," *J. Gerontol.*, vol. 45, no. 1, pp. M12–9, Jan. 1990.
 - [22] A. V. Fried, J. Cwikel, H. Ring, and D. Galinsky, "ELGAM--extra-laboratory gait assessment method: identification of risk factors for falls among the elderly at home.," *Int. Disabil. Stud.*, vol. 12, no. 4, pp. 161–4.
 - [23] R. C. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hil. 1995.
 - [24] G. Robertson, G. Kamen, G. Caldwell, J. Hamill, and S. Whittlesey, *Research Methods in Biomechanics (2nd Edition)*. 2013.
 - [25] S. Zhang, K. G. Clowers, and D. Powell, "Ground reaction force and 3D biomechanical characteristics of walking in short-leg walkers," *Gait Posture*, vol. 24, no. 4, pp. 487–492, 2006.
 - [26] A. M. Howell, T. Kobayashi, H. A. Hayes, K. B. Foreman, and S. J. M. Bamberg, "Kinetic Gait Analysis Using a Low-Cost Insole," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 12, pp. 3284–3290, Dec. 2013.
 - [27] L. S. Lincoln, S. J. M. Bamberg, E. Parsons, C. Salisbury, and J. Wheeler, "An elastomeric insole for 3-axis ground reaction force measurement," *Proc. IEEE RAS EMBS Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics*, pp. 1512–1517, 2012.
 - [28] A. Sant' Anna, N. Wickström, H. Eklund, R. Zügner, and R. Tranberg, "Assessment of Gait Symmetry and Gait Normality Using Inertial Sensors: In-Lab and In-Situ Evaluation," 2013, pp. 239–254.
 - [29] A. Salarian *et al.*, "Gait Assessment in Parkinson's Disease: Toward an Ambulatory System for Long-Term Monitoring," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 8, pp. 1434–1443, Aug. 2004.
 - [30] S. Bamberg, A. Y. Benbasat, D. M. Scarborough, D. E. Krebs, and J. A. Paradiso, "Gait Analysis Using a Shoe-Integrated Wireless Sensor System," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 12, no. 4, pp. 413–423, Jul. 2008.
 - [31] "¿Qué es un sensor ultrasónico? | Fundamentos del sensor: Guía de sensores para fábricas clasificados por principios | KEYENCE." [Online]. Available: <https://www.keyence.com.mx/ss/products/sensor/sensorbasics/ultrasonic/info/>. [Accessed: 14-May-2019].
 - [32] Y. Wahab and N. A. Bakar, "Gait analysis measurement for sport application based on

- ultrasonic system,” in *2011 IEEE 15th International Symposium on Consumer Electronics (ISCE)*, 2011, pp. 20–24.
- [33] J.-T. Zhang, A. C. Novak, B. Brouwer, and Q. Li, “Concurrent validation of Xsens MVN measurement of lower limb joint angular kinematics,” *Physiol. Meas.*, vol. 34, no. 8, pp. N63–N69, Aug. 2013.
 - [34] P. B. Shull, W. Jirattigalachote, and X. Zhu, “An Overview of Wearable Sensing and Wearable Feedback for Gait Retraining,” Springer, Berlin, Heidelberg, 2013, pp. 434–443.
 - [35] D. Novak *et al.*, “Automated detection of gait initiation and termination using wearable sensors,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 35, no. 12, pp. 1713–1720, Dec. 2013.
 - [36] S. Yang and Q. Li, “Inertial sensor-based methods in walking speed estimation: a systematic review,” *Sensors (Basel)*, vol. 12, no. 5, pp. 6102–16, 2012.
 - [37] M. L. McGuire, “An Overview of Gait Analysis and Step Detection in Mobile Computing Devices,” in *2012 Fourth International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems*, 2012, pp. 648–651.
 - [38] Baojun Chen *et al.*, “Locomotion Mode Classification Using a Wearable Capacitive Sensing System,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 21, no. 5, pp. 744–755, Sep. 2013.
 - [39] A. Maillet, P. Pollak, and B. Debû, “Imaging gait disorders in parkinsonism: a review,” *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 83, no. 10, pp. 986–993, Oct. 2012.
 - [40] I. A. De Quervain, S. R. Simon, S. Leurgans, W. S. Pease, and D. McAllister, “Gait pattern in the early recovery period after stroke,” *J. Bone Joint Surg. Am.*, vol. 78, no. 10, pp. 1506–14, Oct. 1996.
 - [41] K. Jahn, A. Zwergal, and R. Schniepp, “Gait disturbances in old age: classification, diagnosis, and treatment from a neurological perspective,” *Dtsch. Arztebl. Int.*, vol. 107, no. 17, pp. 306–15; quiz 316, Apr. 2010.
 - [42] “Support Vector Machine — Introduction to Machine Learning Algorithms.” [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>. [Accessed: 15-Jun-2019].
 - [43] “Aprendizaje Inductivo: Árboles de Decisión - Fernando Sancho Caparrini.” [Online]. Available: <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=104>. [Accessed: 15-Jun-2019].
 - [44] “Ensemble Learning to Improve Machine Learning Results.” [Online]. Available: <https://blog.statsbot.co/ensemble-learning-d1dcd548e936>. [Accessed: 15-Jun-2019].
 - [45] “Google [Internet] b-tk – Biomechanical Toolkit – Google Project Hosting.” [Online]. Available: <https://code.google.com/archive/p/b-tk/>. [Accessed: 16-May-2019].
 - [46] U. Givon, G. Zeilig, and A. Achiron, “Gait analysis in multiple sclerosis: Characterization of temporal-spatial parameters using GAITRite functional ambulation system,” *Gait Posture*, vol. 29, no. 1, pp. 138–142, Jan. 2009.
 - [47] “Detect and remove outliers in data - MATLAB rmoutliers - MathWorks España.” [Online]. Available: <https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/rmoutliers.html>. [Accessed: 13-Jun-2019].

8 ANEXOS

8.1 PLANIFICACIÓN

A continuación, se muestra la planificación seguida para la realización de todo el Trabajo de Fin de Grado, las tareas realizadas y el tiempo aproximado dedicado a cada una de ellas.

Tabla 7. Cálculo de horas empleadas en la realización de este Trabajo de Fin de Grado.

Documentación inicial	28 horas
Estudio sobre la biomecánica de la marcha humana	15 horas
Estudio sobre los posibles sistemas utilizados para la captura	4 horas
Recopilación de materiales a utilizar	3 horas
Recopilación de las herramientas utilizadas para realizar las capturas	3 horas
Compra de herramientas y materiales necesarios para la realización de las capturas	3 horas
Planificación	35 horas
Diseño de la evaluación y la captura de datos	15 horas
Diseño de la base de datos	10 horas
Ejecución	170 horas
Realización del programa utilizado para el procesado de datos	20 horas
Obtención de los parámetros de la marcha de los usuarios.	30 horas
Realización de la captura de datos	70 horas
Procesado de datos recogidos durante la captura	50 horas
Resultados	35 horas
Análisis de los resultados	30 horas
Extracción de conclusiones	5 horas
Memoria	110 horas
Estudio más detallado sobre la biomecánica de la marcha	10 horas
Redacción de la memoria	80 horas
Correcciones	20 horas

Por tanto, el total de horas empleadas en la realización de este Trabajo de Fin de Grado ha sido de **378 horas**.

8.2 PRESUPUESTO

En las tablas siguientes se detalla el presupuesto total de este Trabajo de Fin de Grado que se ha dividido en dos partidas principales. En la primera se detallan los costes materiales del proyecto y en la segunda los costes de personal, estos costes van asociados a las horas de realización del proyecto.

Tabla 9. Coste total del material y los equipos empleados en el Trabajo Fin de Grado.

CONCEPTO	PRECIO (€)	UNIDADES	PRECIO TOTAL (€)
Cinta métrica (50 m)	34,82	1	34,82
Cinta de carroceros	2,18	1	2,18
Paquete pilas (16 uds)	11,99	2	23,98
Sistema de captura de movimiento Tech MCS	7.820,00	1	7.820,00
Tech MCS Studio	0 (Gratuito por la compra del sistema Tech MCS)	1	0
Ordenador Lenovo ideapad520 i7 8GB RAM	835,00	1	835,00
Matlab R2019	250,00	1	250,00
Microsoft Office 2016	46,20	1	46,20
COSTE TOTAL:			9.012,18

Tabla 10. Coste total del personal que ha participado en el Trabajo de Fin de Grado.

CATEGORÍA	PRECIO (€)/HORA	HORAS	PRECIO TOTAL (€)
Ingeniero Junior	30.00	378	11.340,00
Ingeniero Senior	60.00	24	1.440,00
COSTE TOTAL:			12.780,00

Por tanto, el coste total de este Trabajo de Fin de Grado asciende a **21.792,18 €**.